

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ЛАВРЕНЮК МИКОЛА СЕРГІЙОВИЧ

УДК 004.93

ДИСЕРТАЦІЯ
МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ЗАДАЧ
ГЕОПРОСТОРОВОГО АНАЛІЗУ

11 – Математика та статистика

113 – Прикладна математика

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ М. С. Лавренюк

Науковий керівник

Новіков Олексій Миколайович, доктор технічних наук, професор.

Київ – 2020

АНОТАЦІЯ

Лавренюк М. С. Моделі та методи глибинного навчання для задач геопросторового аналізу. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 11 Математика та статистика за спеціальністю 113 Прикладна математика. – Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, 2020.

Розвиток науки та її застосування в багатьох практичних галузях базуються на використанні штучного інтелекту. Основними його напрямками є інженерія даних, комп'ютерний аналіз, нечітка логіка, машинне сприйняття, видобуток знань та інші. Методологічну основу методів штучного інтелекту складають математичні методи та інтелектуальні моделі, які знаходяться в постійному розвитку. Особливо активно розвиваються математичні моделі та методи, які базуються на великій кількості даних та інкорпорують їх за допомогою методів глибинного навчання. Серед найважливіших практичних застосувань, в яких активно використовуються методи штучного інтелекту, оснований на глибинному навчанні з використанням великих об'ємів даних, є дослідження сейсмічної активності Землі, екологічний моніторинг навколишнього середовища, виявлення аномальних даних в кібернетичній безпеці, аналіз геопросторових даних та інші.

Одним з важливих аспектів, що зумовили можливість такого розвитку математичних методів глибинного навчання є поява великих об'ємів доступних даних та обчислюваних потужностей. В зв'язку з цим останні роки швидкими темпами розвивається сфера аналізу багатовимірних зашумлених даних великого об'єму. Разом з тим для задачі аналізу багатовимірних зашумлених даних великого об'єму використання методів глибинного навчання в тому вигляді, в якому вони були розроблені для інших загальновідомих задач, неможливе. Наявні публікації та експерименти з використання глибинного

навчання в цій сфері проводились лише для невеликого об'єму даних з рівномірним розподілом у вхідному просторі, що є лише частковим випадком, який неможливо поширити на дані великого об'єму з не рівномірним розподілом у вхідному просторі. Не зважаючи на велику схожість математичної постановки задачі аналізу багатовимірних зашумлених даних та постановок задач для традиційного комп'ютерного аналізу та машинного сприйняття, існують і принципові відмінності між ними.

Найбільш значні та успішні результати в області штучного інтелекту з глибинним навчанням були отримані в роботах закордонних авторів Куніхіко Фукусіми, Яна Лекуна, Йошуа Бенджіо та Джеффри Хінтона, а також в роботах українських авторів О.Г. Івахненка, М.З. Згуровського, І.В. Сергієнка, Н.Д. Панкратової, О.А. Павлова, Н.М. Куcssуль та інших. Разом з тим прогрес потужності обчислювальної техніки та поява у вільному доступі великої кількості багатовимірних даних робить актуальним задачу розробки математичних методів та моделей штучного інтелекту з глибинним навчанням для аналізу багатовимірних зашумлених даних великого об'єму в задачах геопросторового аналізу та екологічного моніторингу.

Метою дисертаційного дослідження є розробка та вдосконалення математичних методів глибинного навчання, які базуються на згорткових глибинних нейронних мережах та відрізняються ініціалізацією початкових ваг мереж при використанні немаркованих даних на основі розрідженого кодування, що веде до підвищення точності задач геопросторового аналізу.

В дисертації вперше отримані такі нові наукові результати:

1. **Вперше** розроблено математичний метод уніфікації подання багатовимірних зашумлених геопросторових даних, оснований на розрідженому кодуванні вхідних немаркованих даних, який надає можливість побудови єдиної моделі класифікації для великих об'ємів вхідних даних, що дозволяє отримати вищу точність класифікації.
2. **Удосконалено** метод глибинного навчання на основі згорткових нейронних мереж, що на відміну від існуючих, ініціалізують початкові

ваги не випадковими значеннями, а навчаються виокремлювати ознаки з великих обсягів немаркованих часових рядів багатовимірних даних та забезпечують суттєве підвищення загальної точності задач класифікації.

3. **Вперше** розроблено метод фільтрації отриманих карт класифікацій геопросторових даних для збільшення їх точності, на основі об'єктного підходу, на відміну від загальноприйнятих методів, що базуються на принципі ковзного вікна, який дозволяє зберегти форму об'єктів на карті.
4. **Отримали подальший розвиток** запропоновані методи класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних шляхом реалізації у вигляді потоку виконання з використанням хмарної платформи Amazon, що дозволило зменшити час обробки інформації за рахунок ефективного доступу до даних та розпаралелювання.

Практична цінність дисертаційної роботи полягає в тому, що: розроблені та вдосконалені математичні методи штучного інтелекту з глибинним навчанням для аналізу багатовимірних зашумлених геопросторових даних реалізовано у формі потоку виконання на хмарній платформі Amazon. Запропоновані методи використано при виконанні науково-дослідної роботи 2933-ф «Моделі та методи кібернетичного захисту інформаційних систем на основі інтелектуального аналізу даних і машинного навчання» (№ держреєстрації 0116U604874) Фізико-технічного інституту НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського» та в рамках спільного проекту МОН-НАНУ «Моделі та методи глибинного навчання для задач геопросторового аналізу в інтересах сільського господарства» (№ держреєстрації 0117U007234) для побудови карт земного покриття на основі оптичних та радарних геопросторових даних. Розроблені математичні методи використані при виконанні міжнародного проекту Європейського космічного агентства «Демонстрація можливостей Sentinel-2 для потреб сільського господарства» (№ держреєстрації 0116U001987) та проекту «Побудова карт класифікації сільськогосподарських

культур для території України на основі злиття радарних та оптичних даних» при виконанні гранту Google Earth Engine Research Awards корпорації Google. Результати роботи впроваджені в ТОВ ЕОС ДАТА АНАЛІТИКС Україна при виконанні програми Світового банку за фінансової підтримки ЄС TF072938 «Підтримка прозорого управління земельними ресурсами в Україні».

У дисертаційній роботі проаналізовано математичні методи штучного інтелекту для класифікації багатовимірних геопросторових зашумлених даних великого об'єму. Приведено загальну схему для традиційного процесу класифікації візуальної інформації. Показано, що традиційні методи класифікації, які базуються на математичних методах машинного навчання неглибокої архітектури, потребують експертних знань для виділення ознак і таким чином результат класифікації та її точність значною мірою залежать від якості виокремлених експертом ознак. Натомість, методи глибинного навчання здійснюють автоматичне виокремлення ознак з вхідних даних та перевершують в термінах загальної точності традиційні методи машинного навчання з неглибокою архітектурою в задачах аналізу геопросторових даних – ідентифікації доріг, будинків та класифікації типів земного покриття. Детально розглянуті існуючі математичні методи постобробки для карт класифікації. Описано математичні методи, які використовуються для оцінки точності методів машинного навчання.

Показано, що в попередніх дослідженнях всі застосування методів машинного навчання для задачі класифікації багатовимірних даних великого об'єму здійснювались лише за умови, що розподіл даних у вхідному просторі – рівномірний. Проте для великих обсягів даних забезпечення даної умови може бути здійснене лише виключенням з аналізу великої кількості доступних даних, які не задовольняють дану умову, що призводить до зниження точності вихідної карти класифікації та суперечить принципу глибинного навчання – використовувати всі доступні дані.

Для розв'язання вищенаведених проблем у дисертаційній роботі запропоновано ієрархічну декомпозицію задачі класифікації геопросторових

багатовимірних зашумлених даних великого об'єму на окремі більш прості задачі: задачу уніфікації подання вхідних багатовимірних даних, задачу адаптації методів глибинного навчання (нейронних мереж) для роботи з часовими рядами багатовимірних зашумлених даних великого об'єму та задачу фільтрації отриманих карт класифікацій для зменшення шуму на них та збільшення їх точності. Описано математичну постановку кожної з задач, що розглянуті в дисертаційній роботі, та проаналізовано її відмінності від існуючих математичних моделей.

В дисертаційній роботі отримано ряд нових наукових результатів, серед яких **вперше** запропоновано математичний метод для інтелектуальної обробки геопросторової інформації, а саме класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму. Запропонований метод, на відміну від розв'язання задачі класифікації за допомогою використання методів машинного навчання з вчителем, складається з двох частин. Перша частина базується на автоматичному виділенні ознак з величезної кількості немаркованих даних на основі навчання без вчителя за допомогою розрідженого кодування. Друга частина складається з донавчання повної нейронної мережі з використанням маркованих даних за допомогою методів навчання з вчителем. На основі запропонованого підходу розроблено метод уніфікації подання геопросторових багатовимірних зашумлених даних великого об'єму у вхідному просторі. Це дозволило використовувати інформацію з усіх наявних даних, не зменшуючи її інформативності, без виділення ознак експертом з даних великого об'єму, що мають нерівномірний розподіл у вхідному просторі. За результатами проведеного дослідження ефективності уніфікації подання вхідних даних та ієрархічного підходу до класифікації багатовимірних даних великого об'єму встановлено, що запропонований підхід **вперше** дозволив отримувати класифікацію багатовимірних зашумлених геопросторових даних великого об'єму за досліджуваний рік, маючи навчальні дані лише за попередній рік, загальна точність якої вище 85%.

Вдосконалено ансамблевий метод глибинного навчання на основі

нейронних мереж прямого поширення та ансамблевий метод класифікації на основі одновимірних і двовимірних згорткових нейронних мереж шляхом ініціалізації початкових ваг за допомогою виокремлення ознак з великих обсягів доступних немаркованих часових рядів багатовимірних зашумлених даних. Запропоновано системний підхід до структурної та параметричної ідентифікації класифікаторів неглибокої архітектури для класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму. Продemonстровано перевагу ансамблю нейронних мереж прямого поширення над методами random forest та SVM в задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних для території Англії, та перевагу над всіма доступними в Google Earth Engine методами класифікації для території Київської області. Також порівняльний аналіз ефективності використання запропонованого методу та інших методів, що були надані науковими установами з різних країн, засвідчив перевагу даного методу для чотирьох з п'яти досліджуваних територій: Бразилії, Аргентини, Росії та України. Продemonстровано, що запропонований підхід на основі ансамблю згорткових нейронних мереж в термінах загальної точності перевершив random forest та ансамбль багатосарових персептронів на 5.9% та на 1.9%, відповідно.

Вперше розроблено математичний об'єктний метод фільтрації для карти класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних для зменшення наявного на ній шуму та збільшення загальної її точності. Даний метод відрізняється від відомих до цього підходів, що базувались на пошуку згорткового перетворення, за рахунок використання більш складного математичного перетворення, що враховує семантику карти класифікації на основі об'єктного підходу, комбінації логічних і морфологічних операцій, а не лише локальні ознаки. Застосовано розроблений метод до фільтрації карти класифікації багатовимірних зашумлених даних для території Київської області за 2017 рік. За отриманими результатами встановлено, що запропонований метод дозволяє отримати загальну точність на 0.6% вище порівняно з загальноприйнятими методами фільтрації шуму та дозволяє зберегти форми

об'єктів і меж між ними. Розроблено математичний метод постобробки для карти класифікації багатовимірних зашумлених при наявності векторних полігонів.

У роботі **отримали подальший розвиток** запропоновані методи класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних шляхом реалізації у вигляді потоку виконання з використанням хмарної платформи Amazon. Розроблено та реалізовано процедуру доступу до досліджуваної території на кожному з файлів для ефективної роботи з часовими рядами геопросторових даних.

На основі розроблених методів та моделей глибинного навчання проведено побудову карт класифікацій типів земного покриття високого розрізнення для території України за 2016 – 2018 роки та для території Англії за 2016 та 2017 роки. В результаті, для областей України досліджено зв'язок між індексом сталого розвитку і площею оброблювальних земель та між ступенем гармонізації і площею оброблювальних земель. Встановлено можливість використання розроблених методів глибинного навчання для оцінки та моделювання ступеня гармонізації для областей України.

За матеріалами дисертації **опубліковано** 63 роботи, з яких 21 – це статті у журналах і збірниках наукових праць, що входять до переліку фахових видань затверджених МОН України за спеціальністю дисертації або у періодичних виданнях іноземних держав (3 з них без співавторів, а 12 включені до міжнародної наукометричної бази SCOPUS), та 42 – публікації у матеріалах конференцій (у тому числі, міжнародних), загальна кількість цитувань в SCOPUS – 628, SCOPUS h-index рівний 11, кількість цитувань в google scholar – 1216, та google scholar h-index рівний 14.

Ключові слова: математичні методи машинного навчання, глибинне навчання, класифікація, нейронна мережа, розріджене кодування, виділення ознак з немаркованих даних, фільтрація, геопросторові дані.

SUMMARY

Lavreniuk M. Deep learning models and methods for geospatial analysis tasks. – Qualifying scientific work, the manuscript.

PhD thesis in the field of knowledge 11 Mathematics and Statistics in specialty 113 Applied mathematics. – National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv, 2020.

The development of science and its application in many practical fields are based on the artificial intelligence usage. Data engineering, computer analysis, fuzzy logic, machine perception, data mining and other are its main areas of interest. The methodological basis of the artificial intelligence methods are mathematical methods and intellectual models that are in constant development. Mathematical models and methods that are based on a large amount of data and incorporate them through deep learning methods are particularly active develop. Among the most important practical applications that use artificial intelligence based on deep learning using large amounts of data are studies of Earth's seismic activity, environmental monitoring, anomaly detection in cybersecurity, geospatial data analysis, and more.

One of the important aspects that has led to the mathematical deep learning methods development is the emergence of large volumes of available data and the computational power. Due to this, the field of big volume of multidimensional noise data analysis has been rapidly evolving in recent years. However, usage of the deep learning methods as they were designed for other well-known tasks is impossible for the task of big volume of multidimensional noise data analysis. Available publications and experiments on the deep learning usage in this field were conducted only for a small amount of data with uniform distribution in the input space, which is only a partial case that cannot be extended to the large volume of data with uneven distribution in the input space. Despite the great similarity between the mathematical formulation of the multidimensional noisy data analysis task and the formulation for traditional computer analysis and machine perception tasks, there are fundamental

differences between them.

The most significant and successful results in the field of artificial intelligence with deep learning were obtained in the works of foreign authors Kuniyiko Fukushima, Yann LeCun, Yoshua Bengio and Geoffrey Hinton, as well as in the works of Ukrainian authors O.G. Ivakhnenko, M.S. Zgurovsky, I.V. Sergienko, N.D. Pankratova, O.A. Pavlov, N.M. Kussul and others. However, the progress in computational resources and the emergence of the free accessed large volumes of multidimensional data make it actual to develop mathematical methods and models of artificial intelligence with deep learning to analyze large volumes of multidimensional noisy data in geospatial analysis and environmental monitoring.

The aim of the thesis is to develop and improve mathematical methods of deep learning, which are based on convolutional deep neural networks and differ in the initialization of the initial weights of networks with unlabeled data utilization based on sparse coding, which leads to improving accuracy in geospatial analysis tasks.

In the dissertation the following new scientific results were first received:

1. **For the first time** a mathematical method for unifying multidimensional noisy geospatial data has been developed based on the sparse input unlabeled data encoding that provides the possibility to build a single classification model for large volumes of input data, that allows to obtain higher classification accuracy.

2. Deep learning method based on convolutional neural networks **has been improved**, which, unlike the existing ones, not randomly initialize initial weights, but learn features extraction from the large volumes of unlabeled multidimensional noisy time series of data and provide significant enhancements of the overall classification accuracy.

3. **For the first time** filtration method for obtained classification maps of geospatial data has been developed for increasing their accuracy, based on object approach, in contrast to commonly accepted methods based on the sliding window principle, that allows to save the shape of objects on the map.

4. Proposed methods for noisy multidimensional geospatial data classifying **have had further development** through the implementation as a workflow using

Amazon cloud based platform, which reduced data processing time through efficient data access and parallelization.

The practical significance of thesis results is the developed and improved mathematical artificial intelligence methods with deep learning for the multidimensional noisy geospatial data analysis which are implemented as a workflow on the Amazon cloud platform. Proposed methods have been used within the scientific-research work 2933-f "Models and methods for information systems cybernetic protection based on the intelligent data analysis and machine learning" (state registration №0116U604874) Institute of Physics and Technology of National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" and in the framework of the joint project of the Ministry of Education and Science and the National Academy of Sciences of Ukraine "Deep learning models and methods for geospatial analysis tasks in the interests of agriculture" (state registration №0117U007234) for the land cover mapping based on optical and radar geospatial data. The developed mathematical methods have been used within the international project of the European Space Agency "Demonstration of the Sentinel-2 possibilities for the agriculture needs" (state registration №0116U001987) and within the project "Large scale crop mapping in Ukraine using SAR and optical data fusion" within the Google Earth Engine Research Awards grant from the Google corporation. The results of the work were implemented in the EOS DATA ANALYTICS Ukraine in the World Bank program supported by the EU TF072938 "Supporting transparent land governance in Ukraine".

In the thesis mathematic artificial intelligence methods for large volume of geospatial multidimensional noisy data classification have been analyzed. The general scheme is given for the traditional accepted visual information classification process. It was shown that traditional mathematical classification methods, which are based on the shallow architecture machine learning methods, require expert knowledge for the feature extraction, and thus the result of the classification and its accuracy highly depend on the quality of the extracted by expert features. Instead of that mathematical deep learning methods automatically extract features from the

input data and outperform in the terms of overall accuracy the traditional shallow architecture machine learning methods in the geospatial data analysis tasks – identification of roads, houses and land cover mapping. Existing mathematical post-processing methods for classification maps were considered in details. Mathematical approaches which used for machine learning methods accuracy assessment were described.

It is shown that in the previous researches all the applications of machine learning methods for the large volume of multidimensional data classification task were carried out only on condition that the data distribution in the input space is uniform. However, for the large volume of data, the providing of this condition can only be done by excluding from analysis a large amount of available data that does not satisfy this condition, which results in decreasing of the output classification map accuracy and contradicts the deep learning principle – to use all available data.

To solve the aforementioned problems hierarchical decomposition of the large volume of geospatial multidimensional noisy data classification task on several more simple tasks is proposed in the thesis: the task of multidimensional input data representation unification, the task of a deep learning methods (neural networks) adaptation for working with time series of large volume of multidimensional noisy data and the task of received classification maps filtration for noise reduction and increasing their accuracy. The mathematical formulation for each of the tasks considered in the thesis, and its differences from the existing mathematical models is analyzed and described.

A number of new scientific results were obtained in the thesis, among which **for the first time** the mathematical method is proposed for intelligent geospatial information processing, namely large volume of multidimensional noisy data classification. Proposed method, unlike the solution of the classification task by using the supervised machine learning methods, consists of two parts. The first one is based on the automatic feature extraction from a huge number of unlabeled data based on unsupervised learning using a sparse coding. Second one constitutes a complete neural network fine tuning using labeled data based on the supervised methods. On

the basis of proposed approach, the method of the input large volume of geospatial multidimensional noisy data representation unification was developed taking into account day of the year in which study area sensing was carried out. This allowed to use the information from all available data, without decreasing its informativity, without feature extraction from the large volume of data by expert, that has unevenly distribution in input space. According to the results of the study of the input data representation unification efficiency and the hierarchical approach to the large volume of multidimensional data classification, it has been established that the proposed approach for the first time allowed to obtain a classification of large volume of multidimensional noisy geospatial data for the investigated year using the training data for previous year only, the accuracy of which is above 85%.

The ensemble deep learning method based on feedforward neural networks and the ensemble method for classification based on one-dimensional and two-dimensional convolutional neural networks **have been improved** by initializing the initial weights using feature extraction from the large volume of available unlabeled multidimensional noisy data time series. A system approach to shallow architectural classifiers structural and parametric identification is proposed for the large volume of multidimensional noisy data classification. The advantage of the feedforward neural networks ensemble has been demonstrated over the random forest and SVM methods in the multidimensional noisy data classification for the territory of England, and the advantage over all the methods available for classification in the Google Earth Engine for the territory of the Kyiv region. Also, a comparative analysis of the proposed method and other methods, provided by academic institutions from different countries, effectiveness has shown the advantage of this method for four of the five study areas: Brazil, Argentina, Russia and Ukraine. It was demonstrated that the proposed approach based on the ensemble of convolutional neural networks outperformed in terms of overall accuracy random forest and ensemble of multilayer perceptron on 5.9% and on 1.9%, respectively.

For the first time a mathematical object method for multidimensional noisy geospatial data classification map filtration has been developed to reduce the existing

on it noise and increase its overall accuracy. This method differs from the known approaches, that were based on the search for convolutional transformation, due to the use of a more complex mathematical transformation that takes into account the semantics of the classification map based on the object approach, combination logical and morphological operations, and not just local features. The developed method for the multidimensional noisy data classification maps filtration has been applied for the territory of Kyiv region for 2017. Based on the obtained results, it is established that the proposed method allows to receive an overall accuracy of 0.6% higher compared to the generally accepted methods of noise filtering and allows to preserve the shape of objects and the boundaries between them. The mathematical post-processing method for the multidimensional noisy data classification map is developed when the vector polygons are available.

In the thesis proposed methods for noisy multidimensional geospatial data classifying **have had further development** through the implementation as a workflow using Amazon cloud based platform. The procedure for study area access on each of the files was developed and implemented for effective work with time series of geospatial data.

High resolution land cover maps for the territory of Ukraine for 2016-2018 and for the territory of England for 2016 and 2017 years have been constructed based on the developed deep learning methods and models. As a result, it was investigated the connection between the sustainable development index and the area of cultivated land, and between the degree of harmonization and the area of cultivated land for the Ukraine regions. The possibility of using developed deep learning methods for the assessment and modeling of the degree of harmonization for the Ukraine regions has been established.

According to the thesis materials, 63 papers **were published**, 21 of which were articles in journals and scientific paper collections included in the list of professional editions that approved by MES of Ukraine in the specialty of the dissertation or in foreign countries periodicals (3 of them without co-authors and 12 included in the international scientific metric database SCOPUS), and 42 – publications in

conference proceedings (including international ones), the total number of citations in SCOPUS – 628, SCOPUS h-index equals 11, the number of citations in google scholar – 1216, and google scholar h-index equals 14.

Key words: mathematical machine learning methods, deep learning, classification, neural network, sparse coding, feature extraction from unlabeled data, filtration, geospatial data.

List of main publications of the applicant:

1. Лавренюк, М. С. "Метод об'єктної фільтрації карт класифікації земного покриття на основі морфологічних ознак." Індуктивне моделювання складних систем, 9 (2017): 138-148.

2. Лавренюк, М. С. "Метод детектування меж на карті класифікації на основі модифікованого алгоритму Собеля." Радіоелектронні і комп'ютерні системи, 84.4 (2017): 17-27.

3. Лавренюк, М. С. "Метод об'єктної постобробки карт класифікації з урахуванням специфіки кожного класу." Авиационно-космическая техника и технология, 145.1 (2018): 80-91.

4. Лавренюк, М. С., Новіков О. М. "Огляд методів машинного навчання для класифікації великих обсягів супутникових даних." Системні дослідження та інформаційні технології 1 (2018): 52-71.

Здобувачем проведено аналіз існуючих сучасних методів машинного навчання, проаналізовано особливості та результати їх застосування для класифікації типів земного покриття за геопросторовими даними та визначено основні переваги методів глибинного навчання над традиційними підходами.

5. Скакун, С. В., et al. "Класифікація сільськогосподарських посівів з використанням часових рядів супутникових даних." Індуктивне моделювання складних систем 6 (2014): 157-166.

Здобувачем запропоновано застосування ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації оптичних геопросторових даних високого розрізнення для території Київської області.

6. Lukin, Vladimir, et al. "Despeckling of Multitemporal Sentinel SAR Images

and Its Impact on Agricultural Area Classification." *Recent Advances and Applications in Remote Sensing*. IntechOpen, (2018): 21-40.

Здобувачем запропоновано застосування ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації радарних геопросторових даних.

7. Skakun, Sergii, et al. "Efficiency assessment of multitemporal C-band Radarsat-2 intensity and Landsat-8 surface reflectance satellite imagery for crop classification in Ukraine." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9.8 (2016): 3712-3719. (Scopus)

Здобувачем запропоновано застосування ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації оптичних та радарних геопросторових даних високого розрізнення для території Київської області.

8. Kussul, Nataliia, et al. "Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 14.5 (2017): 778-782. (Scopus)

Здобувачем запропоновано застосування методу глибинного навчання на основі ансамблю згорткових нейронних мереж для задачі класифікації геопросторових даних високого розрізнення для території Київської області.

9. Shelestov, Andrii, et al. "Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping." *Frontiers in Earth Science* 5.17 (2017): 1-10. (Scopus)

Здобувачем проведено порівняння запропонованого методу на основі нейронних мереж прямого поширення та методів машинного навчання, що реалізовані в хмарній платформі Google Earth Engine, для Київської області.

10. Lavreniuk, M. S., et al. "Large-scale classification of land cover using retrospective satellite data." *Cybernetics and Systems Analysis* 52.1 (2016): 127-138. (Scopus)

Здобувачем проведено експериментальне дослідження використання методу класифікації на основі ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації типів земного покриття для території України.

11. Waldner, François, et al. "Towards a set of agrosystem-specific cropland

mapping methods to address the global cropland diversity." *International Journal of Remote Sensing* 37.14 (2016): 3196-3231. (Scopus)

Здобувачем проведено експериментальне порівняння запропонованого методу класифікації на основі ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі побудови маски сільськогосподарських земель та методів машинного навчання, що були розроблені в інших наукових установах.

12. Manakos, Ioannis, et al. "Comparison of Global and Continental Land Cover Products for Selected Study Areas in South Central and Eastern European Region." *Remote Sensing* 10.12 (2018): 1-21. (Scopus)

Здобувачем досліджено різні методи валідації карт класифікації типів земного покриття.

13. Waldner, François, et al. "Roadside collection of training data for cropland mapping is viable when environmental and management gradients are surveyed." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 80 (2019): 82-93. (Scopus)

Здобувачем досліджено залежність точності карти класифікації від вибору методу збору навчальних даних.

14. Waldner, François, et al. "Conflation of expert and crowd reference data to validate global binary thematic maps." *Remote sensing of environment* 221 (2019): 235-246. (Scopus)

Здобувачем досліджено залежність точності карти класифікації від вибору методу збору навчальних даних.

15. Kussul, Nataliia, et al. "Parcel-Based Crop Classification in Ukraine Using Landsat-8 Data and Sentinel-1A Data." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9.6 (2016): 2500-2508. (Scopus)

Здобувачем запропоновано метод фільтрацій карт класифікацій з використанням наявних векторних меж полів з можливістю, при необхідності, розділення їх на декілька полів.

16. Куусуль, Н. М., et al. "Ретроспективна регіональна карта земного покриття для України: методологія побудови та аналіз результатів." *Космічна*

наука і технологія 21.3 (2015): 31-39.

Здобувачем побудовані ретроспективні карти типів земного покриття для всієї території України з використанням ансамблю нейронних мереж.

17. Kussul, Nataliya N., et al. "Land Cover Changes Analysis Based on Deep Machine Learning Technique." *Journal of Automation and Information Sciences* 48.5 (2016): 42-54. (Scopus)

Здобувачем досліджено зміни земного покриття для областей України з використанням карт класифікацій типів земного покриття.

18. Kussul, Nataliia, et al. "Crop inventory at regional scale in Ukraine: developing in season and end of season crop maps with multi-temporal optical and SAR satellite imagery." *European Journal of Remote Sensing* 51.1 (2018): 627-636. (Scopus)

Здобувачем побудовано карти порушення сівозмін на основі карт класифікацій типів земного покриття.

19. Куусуль, Н. М., et al. "Супутниковий агромоніторинг в Україні (перспективи участі в європейських програмах)." *Вісник НАН України* 2 (2016): 96-102.

Здобувачем побудовано карти порушення сівозмін на основі карт класифікацій типів земного покриття.

20. Шелестов, А. Ю., Бутко, І. М., Лавренюк, М. С., Яйлимов, Б. Я., & Колотій, А. В. "Регресійний аналіз показників розвитку рослинництва в регіонах України за статистичними і супутниковими даними." *Індуктивне моделювання складних систем* 7 (2015): 282-290.

Здобувачем проаналізовано можливість моделювання економічних показників на основі карт класифікацій типів земного покриття.

21. Kussul, Nataliia, et al. "A workflow for Sustainable Development Goals indicators assessment based on high-resolution satellite data." *International Journal of Digital Earth* (2019): 1-13. (Scopus)

Здобувачем запропоновано використовувати карти класифікації типів земного покриття для обчислення індикаторів цілей сталого розвитку.

ЗМІСТ

Анотація	2
Summary	9
Зміст	19
Перелік умовних позначень	23
Вступ.....	24
Розділ 1 Сучасний стан та проблеми методів обробки великих геопросторових даних	33
1.1 Аналіз методів машинного навчання	33
1.1.1 Штучна нейронна мережа	35
1.1.2 Логістична регресія	38
1.1.3 Метод опорних векторів	38
1.1.4 Random forest	40
1.2 Поняття глибинного навчання та аналіз підходів до його реалізації.....	41
1.3 Аналіз методів класифікації типів земного покриття за геопросторовими даними	45
1.3.1 Традиційний процес класифікації геопросторових даних	46
1.3.2 Методи класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму	47
1.3.3 Класифікація на основі радарних даних	52
1.3.4 Застосування методів машинного навчання для класифікації земного покриття для великих територій.....	53
1.3.5 Аналіз математичних методів постобробки для карт класифікацій .	54
1.3.6 Оцінки точності методів класифікації та фільтрації карт земного покриття	57
1.4 Класифікація великих об'ємів багатовимірних зашумлених даних з використанням хмарних платформ	60
1.5 Особливості та перспективи методів глибинного навчання для класифікації багатовимірних зашумлених даних	61
Розділ 2 Модель глибинного навчання для класифікації багатовимірних зашумлених даних.....	66
2.1 Передобробка даних.....	66

	20
2.2 Класифікація даних	68
2.3 Постобробка карти класифікації.....	70
2.4 Висновки до розділу.....	73
Розділ 3 Передобробка на основі розрідженого кодування.....	74
3.1 Підхід для кодування вхідних даних у єдиний гіперпростір	74
3.2 Навчання без учителя на основні автокодувальника.....	75
3.3 Донавчання нейронної мережі на основі навчальної вибірки	77
3.4 Експериментальне дослідження розробленого методу попередньої обробки	79
3.4.1 Опис експерименту	79
3.4.2 Аналіз результатів.....	83
3.5 Висновки до розділу.....	86
Розділ 4 Структурна і параметрична ідентифікація нейромережевої моделі класифікації.....	88
4.1. Ансамбль нейронних мереж прямого поширення	88
4.2. Ансамбль згорткових нейронних мереж.....	89
4.3. Експериментальне дослідження реалізованих в Google Earth Engine класифікаторів	94
4.3.1 Опис експерименту	94
4.3.2 Аналіз результатів.....	96
4.4. Експериментальне дослідження класифікаторів для побудови маски сільськогосподарських земель	99
4.4.1 Опис експерименту	100
4.4.2 Аналіз результатів.....	102
4.5. Структурна та параметрична ідентифікація класифікаторів	105
4.5.1 Опис експерименту	106
4.5.2 Аналіз результатів.....	107
4.6. Експериментальне дослідження згорткової нейронної мережі.....	110
4.6.1 Опис експерименту	111
4.6.2 Аналіз результатів.....	112
4.7 Висновки до розділу.....	115
Розділ 5 Алгоритм постобробки карти класифікації.....	117
5.1 Фільтрація карти класифікації на основі об'єктного методу з	

урахуванням семантичного змісту зображення	118
5.1.1 Детектування меж на основі модифікованого алгоритму Собеля ..	119
5.1.2 Порогова фільтрація малих об'єктів з урахуванням специфіки кожного класу	122
5.1.3 Об'єктна фільтрація класу Е на основі еліпсоїдальної апроксимації	123
5.1.4 Об'єктна фільтрація з використанням описаних прямокутників....	126
5.1.5 Субоб'єктна фільтрація на основі морфологічних операцій та сегментації.....	128
5.2 Фільтрація карти класифікації з використанням нейронної мережі	129
5.3 Фільтрація карти класифікації з використанням меж полігонів	132
5.4 Експериментальне дослідження розробленого методу постобробки без використання існуючих меж полігонів	134
5.4.1 Опис експерименту	134
5.4.2 Аналіз результатів	136
5.5 Експериментальне дослідження розробленого методу постобробки з використанням нейронної мережі	139
5.5.1 Опис експерименту	139
5.5.2 Аналіз результатів	141
5.6 Експериментальне дослідження розробленого методу постобробки з використанням існуючих меж полігонів.....	143
5.6.1 Опис експерименту	143
5.6.2 Аналіз результатів	145
5.7 Висновки до розділу.....	147
Розділ 6 Інформаційна технологія і застосування	149
6.1 Підвищення ефективності обчислень.....	149
6.2 Хмарні реалізації	153
6.2.1 Система Sen2Agri	153
6.2.2 Хмарна платформа Google Earth Engine	154
6.2.3 Хмарна платформа Amazon.....	155
6.3 Застосування	155
6.3.1 Карта класифікації сільськогосподарських культур для території України в кінці сезону.....	155
6.3.2 Карта класифікації озимих культур для території України на початку сезону	157

6.3.3	Карта класифікації сільськогосподарських культур для території Англії	159
6.3.4	Карта продуктивності земель для території України	160
6.3.5	Дослідження зв'язку даних дистанційного моніторингу з показниками сталого розвитку регіонів	161
6.4	Висновки до розділу	167
	Висновки	169
	Список використаних джерел	172
	Додатки	190

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

MLP – multilayer perceptron

SVM – support vector machine

RF – random forest

CNN – convolutional neural network

LSTM – long short-term memory

SVR – support vector regression

SAE – stacked autoencoder

SRC – sparse representation classifier

OA – overall accuracy

PA – producer accuracy

UA – user accuracy

ReLU – rectified linear unit

INTA – National Agricultural Technology Institute

SRI – Space Research Institute

RADI – Institute of Remote Sensing and Digital Earth

IKI – Інституту космічних досліджень РАН

UCL – Université catholique de Louvain

RBF – радіальна базисна функція

ENN – ensemble of neural networks

FCN – fully convolutional network

ВСТУП

Актуальність роботи. Розвиток науки та її застосування в багатьох практичних галузях базуються на використанні штучного інтелекту. Основними його напрямками є інженерія даних, комп'ютерний аналіз, нечітка логіка, машинне сприйняття, видобуток знань та інші. Методологічну основу методів штучного інтелекту складають математичні методи та інтелектуальні моделі, які знаходяться в постійному розвитку. Особливо активно розвиваються математичні моделі та методи, які базуються на великій кількості даних та інкорпорують їх за допомогою методів глибинного навчання. Серед найважливіших практичних застосувань, в яких активно використовуються методи штучного інтелекту, оснований на глибинному навчанні з використанням великих об'ємів даних, є дослідження сейсмічної активності Землі, екологічний моніторинг навколишнього середовища, виявлення аномальних даних в кібернетичній безпеці, аналіз геопросторових даних та інші.

Математичні методи глибинного навчання в різних прикладних областях протягом останніх років демонструють суттєву перевагу над стандартними методами машинного навчання неглибокої архітектури, які традиційно використовувались до цього впродовж багатьох років. Одним з важливих аспектів, що зумовили можливість такого розвитку математичних методів глибинного навчання є поява великих об'ємів доступних даних та обчислюваних потужностей. В зв'язку з цим останні роки швидкими темпами розвивається сфера аналізу багатовимірних зашумлених даних великого об'єму. Разом з тим для задачі аналізу багатовимірних зашумлених даних великого об'єму використання методів глибинного навчання в тому вигляді, в якому вони були розроблені для інших загальновідомих задач, неможливе. Наявні публікації та експерименти з використання глибинного навчання в цій сфері проводились лише для невеликого об'єму даних з рівномірним розподілом у вхідному просторі, що є лише частковим випадком, який неможливо поширити на дані великого об'єму з не рівномірним розподілом у вхідному просторі. Не

зважаючи на велику схожість математичної постановки задачі аналізу багатовимірних зашумлених даних та постановок задач для традиційного комп'ютерного аналізу та машинного сприйняття, існують і принципові відмінності між ними.

Найбільш значні та успішні результати в області штучного інтелекту з глибинним навчанням були отримані в роботах закордонних авторів Куніхіко Фукусіми, Яна Лекуна, Йошуа Бенджіо та Джеффри Хінтона, а також в роботах українських авторів О.Г. Івахненка, М.З. Згуровського, І.В. Сергієнка, Н.Д. Панкратової, О.А. Павлова, Н.М. Куусуль та інших. Разом з тим прогрес потужності обчислювальної техніки та поява у вільному доступі великої кількості багатовимірних даних робить актуальним задачу розробки математичних методів та моделей штучного інтелекту з глибинним навчанням для аналізу багатовимірних зашумлених даних великого об'єму в задачах геопросторового аналізу та екологічного моніторингу.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконана в Національному технічному університеті України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» в рамках наступних наукових тем і проектів:

- Науково-дослідної роботи 2933-ф «Моделі та методи кібернетичного захисту інформаційних систем на основі інтелектуального аналізу даних і машинного навчання» (№ держреєстрації 0116U604874) Фізико-технічного інституту Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (2016-2018 рр.);
- Наукового проекту «Побудова карт класифікації сільськогосподарських культур для території України на основі злиття радарних та оптичних даних» в рамках гранту Google Earth Engine Research Awards корпорації Google (2017 р.);
- Спільного проекту МОН-НАНУ «Моделі та методи глибинного навчання для задач геопросторового аналізу в інтересах сільського господарства» (№ держреєстрації 0117U007234) при грантовій підтримці Держаного фонду фундаментальних досліджень (2017 р.),

а також в рамках наступних наукових проектів Інституту космічних досліджень НАН України та ДКА України:

- Спільного проекту з центром дистанційного зондування земної поверхні Університету Бонна «Інформаційні продукти спостереження Землі для зниження ризиків посухи на національному рівні (Evidenz)» (№ держреєстрації 0117U001335) (2016-2018 рр.);
- Договору № KEI-IC-15 на надання консультаційних послуг для проекту Світового банку «Підтримка реформ у сільському господарстві та земельних відносинах» (2017 р.);
- Контракту №7188732 в рамках програми Світового банку за фінансової підтримки ЄС №TF072938 «Підтримка прозорого управління земельними ресурсами в Україні» (2018 р.);
- Наукового проекту НАН України та Українського науково-технічного центру «Інтелектуальні технології супутникового контролю стану довкілля на основі глибинного навчання та хмарних обчислень (InTeLLeCT)» (№ держреєстрації 0118U005269) (2018-2019 рр.);
- Міжнародного проекту Європейського космічного агентства «Демонстрація можливостей Sentinel-2 для потреб сільського господарства» (№ держреєстрації 0116U001987) (2016-2017 рр.);
- Міжнародного проекту Європейського Союзу Горизонт 2020 №689443 «Європейська мережа для спостереження змін на Землі (ERA-PLANET)» (2016-2020 рр.);
- Гранту НАН України на реалізацію проектів науково-дослідних робіт молодих учених НАН України «Інформаційні супутникові технології оцінки продуктивності землі як індикатора досягнення сталого розвитку» (№ держреєстрації 0117U006121) (2017-2018 рр.);
- Міжнародного проекту GEO по створенню міжнародної мережі полігонів сільськогосподарського призначення JECAM (Joint Experiment of Crop Assessment and Monitoring);
- Гранту Єврокомісії в рамках Рамкової Програми FP7 «Стимулювання

інновацій для глобального моніторингу сільського господарства та оцінки його впливу на навколишнє середовище як підтримка ініціативи GEOGLAM (SIGMA)» (№ держреєстрації 0114U003046) (2013-2017 рр.).

Мета та задачі дослідження. Метою дисертаційного дослідження є розробка та вдосконалення математичних методів глибинного навчання, які базуються на згорткових глибинних нейронних мережах та відрізняються ініціалізацією початкових ваг мереж при використанні немаркованих даних на основі розрідженого кодування, що веде до підвищення точності задач геопросторового аналізу.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі **задачі**:

- проаналізувати наявні методи машинного навчання та їх недоліки при застосуванні до багатовимірних зашумлених геопросторових даних великого об'єму, запропонувати шляхи їх вирішення;
- адаптувати та вдосконалити методи глибинного навчання для ефективного вирішення задачі класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних великого об'єму на основі згорткових нейронних мереж;
- розробити математичні методи фільтрації отриманих карт класифікацій для зменшення шуму на них та збільшення їх точності за рахунок об'єктного підходу;
- реалізувати запропоновані математичні методи у вигляді потоку виконання з використанням хмарної платформи Amazon.

Об'єкт дослідження: математичні методи глибинного навчання для аналізу багатовимірних зашумлених геопросторових даних великого об'єму та створення карти класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних.

Предмет дослідження: математичні моделі та методи глибинного навчання аналізу великих об'ємів багатовимірних геопросторових даних.

Методи дослідження: математичні методи глибинного навчання, структурно-функціональний аналіз, статистичний аналіз, геопросторовий аналіз, інтелектуальні методи обробки даних.

Наукова новизна результатів, отриманих автором, полягає у наступному:

- **Вперше** розроблено математичний метод уніфікації подання багатовимірних зашумлених геопросторових даних, оснований на розрідженому кодуванні вхідних немаркованих даних, який надає можливість побудови єдиної моделі класифікації для великих об'ємів вхідних даних, що дозволяє отримати вищу точність класифікації.
- **Удосконалено** метод глибинного навчання на основі згорткових нейронних мереж, що на відміну від існуючих, ініціалізують початкові ваги не випадковими значеннями, а навчаються виокремлювати ознаки з великих обсягів немаркованих часових рядів багатовимірних даних та забезпечують суттєве підвищення загальної точності задач класифікації.
- **Вперше** розроблено метод фільтрації отриманих карт класифікацій геопросторових даних для збільшення їх точності, на основі об'єктного підходу, на відміну від загальноприйнятих методів, що базуються на принципі ковзного вікна, який дозволяє зберегти форму об'єктів на карті.
- **Отримали подальший розвиток** запропоновані методи класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних шляхом реалізації у вигляді потоку виконання з використанням хмарної платформи Amazon, що дозволило зменшити час обробки інформації за рахунок ефективного доступу до даних та розпаралелювання.

Обґрунтованість і достовірність наукових результатів забезпечується коректним застосуванням математичного апарату, методів машинного навчання, а також визначенням точності отриманих карт класифікації, що оцінювались на незалежних тестових вибірках та шляхом порівняння з даними офіційної статистики.

Практичне значення отриманих результатів полягає в наступному:

розроблені та вдосконалені математичні методи штучного інтелекту з глибинним навчанням для аналізу багатовимірних зашумлених геопросторових

даних реалізовано у формі потоку виконання на хмарній платформі Amazon. Запропоновані методи використано при виконанні науково-дослідної роботи 2933-ф «Моделі та методи кібернетичного захисту інформаційних систем на основі інтелектуального аналізу даних і машинного навчання» (№ держреєстрації 0116U604874) Фізико-технічного інституту НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського» та в рамках спільного проекту МОН-НАНУ «Моделі та методи глибинного навчання для задач геопросторового аналізу в інтересах сільського господарства» (№ держреєстрації 0117U007234) для побудови карт земного покриття на основі оптичних та радарних геопросторових даних. Розроблені математичні методи використані при виконанні міжнародного проекту Європейського космічного агентства «Демонстрація можливостей Sentinel-2 для потреб сільського господарства» (№ держреєстрації 0116U001987) та проекту «Побудова карт класифікації сільськогосподарських культур для території України на основі злиття радарних та оптичних даних» при виконанні гранту Google Earth Engine Research Awards корпорації Google. Результати роботи впроваджені в ТОВ ЕОС ДАТА АНАЛІТИКС Україна при виконанні програми Світового банку за фінансової підтримки ЄС TF072938 «Підтримка прозорого управління земельними ресурсами в Україні».

Особистий внесок здобувача. Всі основні результати дисертаційної роботи отримані автором особисто. Серед 21 публікації у фахових виданнях 3 статті написані здобувачем одноосібно [1 – 3]. В публікаціях, написаних у співавторстві, здобувачеві належать такі результати. В роботі [4] здобувачем проведено аналіз існуючих сучасних методів машинного навчання, проаналізовано особливості та результати їх застосування для класифікації типів земного покриття за геопросторовими даними високого розрізнення та визначено основні переваги методів глибинного навчання над традиційними підходами для задачі класифікації типів земного покриття. В роботі [5] здобувачем запропоновано застосування ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації оптичних геопросторових даних високого розрізнення для території Київської області. В роботі [6] здобувачем

запропоновано застосування ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації радарних геопросторових даних. В роботі [7] здобувачем запропоновано застосування ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації оптичних та радарних геопросторових даних високого розрізнення для території Київської області. В публікації [8] здобувачем запропоновано застосування методу глибинного навчання на основі ансамблю згорткових нейронних мереж для задачі класифікації геопросторових даних високого розрізнення для території Київської області. В публікації [9] здобувачем проведено порівняння запропонованого методу на основі нейронних мереж прямого поширення та методів машинного навчання, що реалізовані в хмарній платформі Google Earth Engine, для території Київської області. В роботі [10] здобувачем проведено експериментальне дослідження використання запропонованого методу класифікації на основі ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі класифікації типів земного покриття для території України. В публікації [11] здобувачем проведено експериментальне порівняння запропонованого методу класифікації на основі ансамблю нейронних мереж прямого поширення для задачі побудови маски сільськогосподарських земель та методів машинного навчання, що були розроблені в інших наукових установах. У публікації [12] здобувачем досліджено різні методи валідації карт класифікації типів земного покриття. В роботах [13, 14] здобувачем досліджено залежність точності карти класифікації від вибору методу збору навчальних даних. В публікації [15] здобувачем запропоновано метод фільтрацій карт класифікацій з використанням наявних векторних меж полів з можливістю, при необхідності, розділення їх на декілька полів. В роботі [16] з використанням ансамблю нейронних мереж, що був розроблений здобувачем, побудовані ретроспективні карти типів земного покриття для всієї території України. В роботі [17] здобувачем досліджено зміни земного покриття для областей України з використанням карт класифікацій типів земного покриття. В роботах [18, 19] здобувачем побудовано карти порушення сівозмін на основі карт класифікацій типів земного покриття. В

роботі [20] здобувачем проаналізовано можливість моделювання економічних показників на основі карт класифікацій типів земного покриття. В роботі [21] здобувачем запропоновано використовувати карти класифікації типів земного покриття для обчислення індикаторів цілей сталого розвитку.

Апробація результатів дисертації. Результати та основні положення роботи доповідалися та обговорювалися на: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) (Мілан, Італія, 26-31.07.2015) [22, 23], (Пекін, Китай, 10-15.07.2016) [24 – 26], (Форт-Уорт, штат Техас, США, 23-28.07.2017) [27 – 29], (Валенсія, Іспанія, 22-27.07.2018) [30, 31], IEEE 38th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO) (Київ, Україна, 24-26.04.2018) [32], 11th International Conference on ICT in Education, Research, and Industrial Applications (ICTERI) (Львів, Україна, 14-16.05.2015) [33], XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information (ICDSIAI) (Київ, Україна, 4-7.06.2018) [34], IEEE Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON) (Київ, Україна, 29.05.2017-2.06.2017) [35, 36], (Львів, Україна, 2-6.07.2019) [37, 38], 2nd EARSeL Special Interest Group on Land Use and Land Cover (SIG LU/LC) and NASA Land-Cover/Land-Use Change (LCLUC) (Прага, Чехія, 06-07.05.2016) [39, 40], 36th EARSeL Symposium (Бонн, Німеччина, 20-24.06.2016) [41], European Space Agency Living Planet Symposium (Прага, Чехія, 09-13.05.2016) [42, 43], (Мілан, Італія, 13-17.05.2019) [44], AGU Fall Meeting (Сан-Франциско, США, 12-16.12.2016) [45, 46], (Вашингтон, США, 10-14.12.2018) [47, 48], міжнародній науково-практичній конференції «Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи) (ComInt)» (Київ, Україна, 16-18.05.2017) [49], EGU General Assembly Conference (Відень, Австрія, 8-13.04.2018) [50], п'ята міжнародна конференція GEO-UA 2018 «Аерокосмічні спостереження в інтересах сталого розвитку та безпеки» (Київ, Україна, 10-14.10.2016) [51, 52], шоста міжнародна конференція GEO-UA 2018 «Аерокосмічні спостереження в інтересах сталого розвитку та безпеки» (Київ, Україна, 18-19.09.2018) [53], 36th International Symposium on Remote Sensing of Environment (Берлін, Німеччина,

11-15.05.2015) [54], XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених (Київ, Україна, 26-28.05.2016) [55, 56], міжнародній науковій конференції "Сучасні проблеми математичного моделювання, обчислювальних методів та інформаційних технологій" (Рівне, Україна, 19-22.02.2015) [57], Big Data from space (BiDS) (Тулуза, Франція, 28-30.11.2017) [58], 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS) (Бухарест, Румунія, 21-23.09.2017) [59], 3d consultation meeting of EO Earth Observation Open Science (Фраскати, Італія, 25-25.09.2017) [60], the 10th International Workshop on "Advances in the Science and Applications of SAR Interferometry and Sentinel-1 InSAR" (Fringe) (Гельсінкі, Фінляндія, 5-9.06.2017) [61], WorldCover 2017 Conference (Фраскати, Італія, 14-16.03.2017) [62], The ESA Earth Observation Ф-week (Фраскати, Італія, 12-16.11.2018) [63].

Публікації. За матеріалами дисертації опубліковано 63 роботи, з яких 21 – це статті у журналах і збірниках наукових праць, що входять до переліку фахових видань затверджених МОН України за спеціальністю дисертації або у періодичних виданнях іноземних держав (3 з них без співавторів, а 12 включені до міжнародної наукометричної бази SCOPUS), та 42 – публікації у матеріалах конференцій (у тому числі, міжнародних).

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається із анотації, вступу, шести розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Робота містить 191 сторінку, у тому числі: 171 сторінку основного тексту, 54 рисунки, 18 таблиць, список використаних джерел із 190 найменувань на 18 сторінках.

РОЗДІЛ 1

СУЧАСНИЙ СТАН ТА ПРОБЛЕМИ МЕТОДІВ ОБРОБКИ ВЕЛИКИХ ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ

1.1 Аналіз методів машинного навчання

Машинним навчанням називається область комп'ютерних наук, яка вивчає методи навчання комп'ютеризованих систем на основі даних без явного програмування їх поведінки [64]. Методи машинного навчання (machine-learning methods) відіграють важливу роль в багатьох аспектах сучасного суспільства: від веб-пошуку до фільтрації контенту в соціальних мережах. Системи на базі методів машинного навчання використовуються в системах машинного зору, для ідентифікації об'єктів на зображеннях, аналізу людської мови і текстів, тощо.

Традиційно розпізнавання образів (або їх класифікація) здійснювалось на основі інформаційних ознак. Отже, побудова систем розпізнавання образів (pattern-recognition) або систем, в основі яких лежать методи машинного навчання, вимагала експертних знань для розробки методів та правил виділення ознак (feature extraction) [4]. Виділення ознак – це перетворення сирих даних (таких як значення пікселя на зображенні) в придатне подання (вектор ознак), з якого система навчання (класифікатор) може виявити і класифікувати образи, що подаються на вхід. Такі методи машинного навчання обмежені в своїх можливостях обробляти природні дані в початковому (сирому) вигляді [65]. В таблиці 1.1 існуючі типи класифікаторів систематизовано за різними критеріями та наведено їх короткі характеристики [66].

Методи машинного навчання поділяються на дві основні категорії: навчання з учителем (supervised learning) та без учителя (unsupervised learning). Методи навчання з учителем поділяють вхідні дані на набір наперед заданих класів. Для навчання такого класифікатора потрібна навчальна вибірка, яка

містить марковані зразки різних класів. Методи навчання без учителя не потребують навчальних даних, проте вони не ставлять у відповідність вхідним даним певний клас, а лише вивчають закономірності у вхідних даних та розділяють вхідні дані на схожі між собою групи (кластери) [66].

Таблиця 1.1 –

Різновидності підходів до класифікації в залежності від критеріїв

Критерій	Тип	Короткий опис
Використовуються навчальні дані чи ні	Класифікація з учителем	Підходи до класифікації з учителем класифікують вхідні дані, використовуючи набір зразків в якості навчальних даних
	Класифікація без учителя	Підходи до класифікації без учителя, також відомі як кластеризація, не беруть до уваги мітки навчальних даних
	Напіваавтоматичне навчання	Навчання в напіваавтоматичних підходах відбувається з використанням комбінації даних, що містять мітки та даних без міток
Враховується будь-яке припущення про розподіл вхідних даних чи ні	Параметричні класифікатори	Параметричні класифікатори ґрунтуються на припущенні, що функція щільності ймовірності для кожного класу відома
	Непараметричні класифікатори	Непараметричні класифікатори не обмежуються ніякими припущеннями про розподіл вхідних даних
Розглядається один класифікатор чи ансамбль	Один класифікатор	Використовується єдиний класифікатор для призначення мітки для об'єкта
	Ансамбль класифікаторів	При визначенні мітки для об'єкта враховуються результати кількох (ансамблю) класифікаторів
Використовується чи ні технологія жорсткого розділення, де кожен об'єкт належить лише одному кластеру	Жорсткий класифікатор	Технології жорсткої класифікації не враховують подальші зміни різних класів між собою
	М'який (нечіткий) класифікатор	Нечіткі класифікатори моделюють поступові граничні зміни, забезпечуючи оцінку ступеня подібності всіх класів
Чи видає класифікатор розподіл ймовірності приналежності до всіх класів	Ймовірнісний класифікатор	Класифікатор, здатний для заданого зразка оцінити розподіл ймовірності на множині класів
	Неймовірнісний класифікатор	Цей підхід визначає лише найбільш підходящий клас для даного вхідного образу

Класифікатори можна розділити на параметричні та непараметричні. До

параметричних відносять, наприклад, метод максимальної правдоподібності (maximum likelihood), так як він працює на припущенні, що функція щільності ймовірності для кожного з класів представляється Гаусовським розподілом [67]. Непараметричні класифікатори, в свою чергу, не базуються на жодних припущеннях про розподіл вхідних даних. Враховуючи той факт, що в більшості випадків функція розподілу невідома, непараметричні класифікатори набули значно більшої популярності.

Іншою важливою властивістю класифікаторів є можливість не лише віднесення вхідних даних до певного класу (виходу класифікатора), а й визначення ймовірності належності до кожного з класів, на основі якої легко обрати найбільш достовірний клас [66]. Таку особливість має, наприклад, логістична регресія (logistic regression). Отримані ймовірності для кожного з класів можуть бути використані для постобробки результатів класифікації, наприклад, для об'єднання виходів з різних моделей в ансамблі, фільтрації шуму і т.д.

Найбільш популярними методами машинного навчання для задач класифікації [68] є штучні нейронні мережі (artificial neural network) [64], логістична регресія [64], метод опорних векторів (support vector machine (SVM)) [64] та random forest [69]. В наступних підрозділах ці методи будуть розглянуті більш детально.

1.1.1 Штучна нейронна мережа

Штучна нейронна мережа – математична модель, а також її програмна або апаратна реалізація, побудована за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Це поняття виникло при вивченні процесів, що протікають в мозку, а саме при спробі моделювання цих процесів [70]. З математичної точки зору, навчання нейронних мереж – це багатопараметрична задача нелінійної оптимізації. Проблема навчання багатошарових нейронних мереж була

вирішена в середині 1980-х років методом зворотного поширення похибки (backpropagation) [71]. Це ітеративний градієнтний алгоритм, який використовується з метою мінімізації помилки роботи нейронної мережі, що забезпечує отримання бажаного виходу. Для визначення якості роботи нейронної мережі використовують функцію втрат (loss function). Зазвичай, в якості такої функції вибирають Евклідову відстань, середньоквадратичну похибку або функцію кросентропії [72]. Мережа вважається навченою, якщо функція втрат приймає мінімальне значення. Основна ідея цього методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи мережі. Процедура зворотного поширення помилки може бути застосована кілька разів, щоб поширити градієнти через всі шари, починаючи з виходу (результату прямого проходження нейронної мережі) і до входів, що подаються на мережу. Під час навчання нейронної мережі ваги зв'язків між нейронами коригуються на основі методу градієнтного спуску (gradient descent). На практиці, зазвичай, використовують модифікацію даного методу, коли процедура градієнтного спуску застосовується до груп навчальних прикладів. Даний підхід називається методом стохастичного градієнта (stochastic gradient descent), що значно пришвидшує час навчання нейронної мережі. Існують й інші методи оптимізації: метод найменших квадратів (алгоритм Левенберга-Марквардта та алгоритм Ньютона-Гауса), квазіньютонівські методи (Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno (BFGS)), метод спряжених градієнтів, тощо [73]. В 1986 Румельхарт запропонував метод моментів, що запам'ятовує зміну ваг на кожній ітерації та враховує її в подальшій корекції ваг нейронної мережі [74]. На відміну від методу стохастичного градієнта, даний підхід намагається зберегти той же напрямок руху протягом корекції вагових коефіцієнтів, запобігаючи коливанням. Найсучаснішими методами оптимізації є AdaGrad (adaptive gradient algorithm), RMSProp (Root Mean Square Propagation), Калманівський метод стохастичного градієнтного спуску (Kalman-based Stochastic Gradient Descent - kSGD) та Adam

(Adaptive Moment Estimation) [75 – 77]. Ці методи є модифікаціями методу стохастичного градієнту і передбачають зміни коефіцієнта швидкості навчання під час навчання нейронної мережі.

В практичних задачах навчання з учителем найчастіше використовуються нейронні мережі прямого поширення, такі як багатошаровий персептрон (Multilayer Perceptron (MLP)). Проходячи від одного шару до наступного, приховані нейрони обчислюють зважену суму входів на них з попереднього шару і застосовують нелінійну функцію – функцію активації до отриманого результату (рис. 1.1) [65]. Важливим критерієм функції активації є її диференційованість. Найбільш відомі функції активації: гіперболічний тангенс та сигмоїдна.

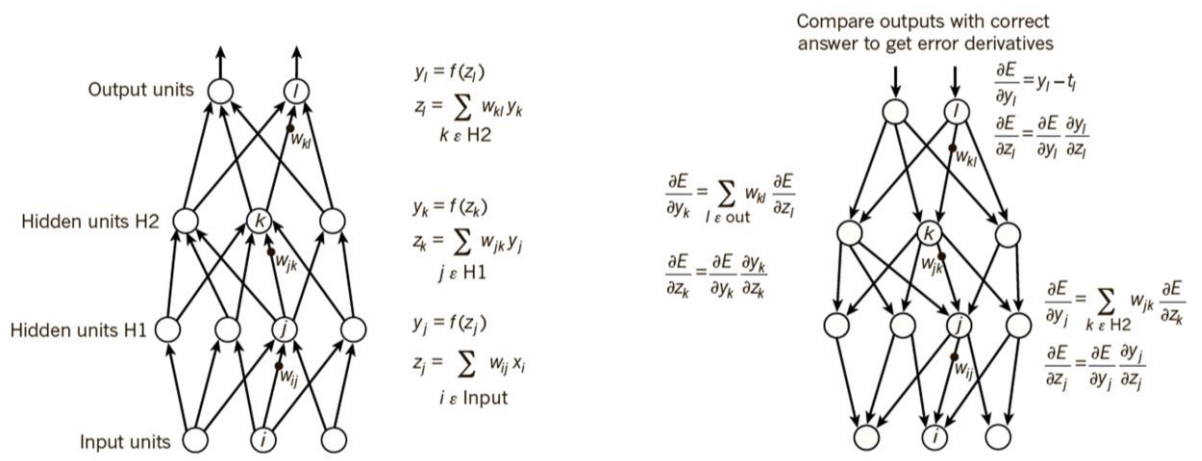


Рис. 1.1 Архітектура багатошарового персептрону та принцип його роботи [65]

За теоремою про універсальну апроксимацію, доведену Хорніком в 1989, нейронна мережа з одним прихованим шаром може апроксимувати будь-яку неперервну функцію багатьох змінних з будь-якою точністю [78, 79]. Тому для прискорення навчання мережі більшість дослідників використовують архітектуру з одним прихованим шаром.

В даному класифікаторі найбільш чутливими параметрами для точності класифікації є кількість прихованих нейронів та коефіцієнт регуляризації.

Перевагами даного класифікатору є його непараметричність – нейронна мережа не потребує жодних попередніх знань про розподіл вхідних даних та можливість розділення даних, які не є лінійно роздільними.

Недоліками даного підходу є:

- Навчання нейронної мережі є повільним через велику кількість параметрів для оптимізації;
- Збіжність до локального мінімуму;
- Схильна до перенавчання (overfitting);
- Дана модель є чорним ящиком.

1.1.2 Логістична регресія

Логістична регресія – статистичний регресійний метод моделювання залежності між векторною змінною та скаляром (вихідним значенням). Даний метод є узагальненням методу лінійної регресії з використанням softmax функції та використовується у випадку, коли залежна змінна може набувати тільки скінченної множини значень [64].

Оцінка параметрів на основі валідаційної вибірки, як правило, здійснюється за допомогою методу максимальної правдоподібності, згідно з яким вибираються параметри, що максимізують значення функції правдоподібності на вибірці [64].

Основна відмінність та перевага такого підходу від інших моделей і алгоритмів є оцінка результату, яку можна було б розглядати як значення ймовірності для певного класу [66]. Недоліком даного підходу є нездатність побудови гіперплощини складного вигляду і, як наслідок, не дуже висока точність розпізнавання.

1.1.3 Метод опорних векторів

Метод опорних векторів – категорія універсальних мереж прямого

поширення, запропонованих в 1963 році Вапніком [78]. SVM став популярним в останнє десятиліття для вирішення задач класифікації, регресії та ідентифікації новизни. Важливою властивістю SVM є те, що визначення параметрів моделі відповідає задачі випуклої оптимізації (convex optimization), і тому будь-яке локальне рішення також є і глобальним [64].

Даний підхід до класифікації розглядає поняття розділення (margin), яке визначається як мінімальна відстань від гіперплощини до зразків з вибірки. Розділяюча гіперплощина будується в такий спосіб, щоб максимізувати значення розділення. Розташування гіперплощини визначається підмножиною точок даних, відомих як опорні вектори. Для того, щоб зробити класифікатор більш потужним, в 1992 році було запропоновано спосіб створення нелінійного класифікатора, в основі якого лежить перехід від скалярних добутків до довільних ядер [65]. Це дозволило будувати нелінійні розділяючі гіперплощини, але не забезпечило можливість роботи на пряму з сирими даними. Під час навчання класифікатор мінімізує функцію помилки, що визначається наступним чином

$$E(w) = C \sum_{n=1}^N \max(0, 1 - y_n (wx_n - b)) + \frac{1}{2} \|w\|_2^2, \quad (1.1)$$

де C – коефіцієнт регуляризації, w – вагові коефіцієнти, x – вхідний вектор ознак, y – вихід класифікатора, b – зміщення.

В даному класифікаторі найбільш чутливими параметрами для точності класифікації є коефіцієнт регуляризації, тип ядра та параметри ядра γ і r . Найбільш поширені ядра: радіальна базисна функція Гауса та гіперболічного тангенса

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|), \quad (1.2)$$

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma \cdot x_i^T x_j + r), \quad (1.3)$$

де x_i та x_j – вектори вхідних ознак, γ і r – параметри ядра.

Перевагами методу опорних векторів є збіжність до глобального мінімуму та ефективність при обмеженій кількості навчальних даних [66].

Недоліками даного підходу є:

- Модель SVM відносить новий приклад до тієї чи іншої категорії, що робить її не ймовірнісною, а лише бінарним класифікатором [80];
- Використання ядер забезпечує роботу з лінійно нероздільними множинами даних, але не дозволяє отримувати достовірні узагальнення для векторів, що знаходяться далеко від навчальних даних [65];
- Навчання SVM є надзвичайно повільним і не може бути використаним для аналізу великих об'ємів даних [81, 82].

1.1.4 Random forest

Random forest (RF) – один з популярних методів машинного навчання, що полягає у використанні ансамблю дерев рішень [82, 83]. Застосовується для задач класифікації, регресії і кластеризації. Дерево рішень будується на основі навчальної вибірки, використовуючи поняття інформаційної ентропії. На кожному вузлі дерева вибирається один атрибут з даних, який найбільш ефективно розбиває навчальну множину на підмножини, що максимально відрізняються між собою. Головним критерієм для вибору найбільш підходящого атрибуту зазвичай використовують індекс Gini

$$G(Q, \theta) = \frac{n_{left}}{N_m} H(Q_{left}(\theta)) + \frac{n_{right}}{N_m} H(Q_{right}(\theta)), \quad (1.4)$$

$$H(X_m) = \sum_k p_{mk} (1 - p_{mk}), \quad (1.5)$$

де G – індекс Gini для сукупності вузлів Q та параметрів θ , H – індекс Gini для одного вузла, N_m – кількість записів на m -му вузлі, n_{left} – кількість записів для лівого дочірнього піддерева, n_{right} – кількість записів для правого дочірнього піддерева, p_{mk} – частка елементів, позначених класом k у записах на m -му вузлі.

Атрибут з найбільшим індексом вибирається для прийняття рішення в даному вузлі. Більшість алгоритмів побудови дерев рішень є «жадібними». На кожному вузлі вибирається найкращий атрибут для розбиття в даний момент, що не дозволяє алгоритму з часом повернутись назад і змінити вже вибраний атрибут. Даний підхід не може гарантувати отримання оптимального розбиття.

Для навчання кожного дерева рішення, з яких складається даний класифікатор, навчальна вибірка розбивається на частини, що можуть містити спільні елементи. Ця технологія називається статистичний бутстреп (bootstrapping) та дозволяє уникнути великої кореляції між деревами рішення, яка з'являється при навчанні їх на одних і тих же даних [66].

В даному класифікаторі найбільш чутливими параметрами для точності класифікації є кількість дерев та максимальна глибина кожного дерева рішень.

Враховуючи велику чутливість даного класифікатора до навчальних даних, невелика зміна в навчальній вибірці призводить до зовсім інших розбиттів на підмножини. Для зменшення чутливості та подолання схильності до перенавчання використовують такі технології як прорідження (pruning) вже отриманого дерева.

Перевагами даного алгоритму є можливість оцінки важливості та значущості ознак в моделі, висока швидкість навчання та легка інтерпретація отриманої моделі.

Недоліками даного підходу є схильність до перенавчання, особливо з великою кількістю шумів.

1.2 Поняття глибинного навчання та аналіз підходів до його реалізації

Всі розглянуті вище моделі мають неглибоку (shallow) архітектуру і значною мірою залежать від якості виокремлених експертом ознак. Виділити ознаки, які були б стійкими при повороті зображення, зміщенні, зашумленні чи зміні кута спостереження, є дуже складним завданням.

В останні часи все більшої популярності набуває клас методів так званого «глибинного навчання» [65], яке включає етап навчання ознакам або поданням.

Навчання ознакам (feature learning) або навчання поданням (representation learning) – набір методів для перетворення даних початкового (сирого) вигляду на подання, що може бути використано для навчання класифікатора [65].

Методи глибинного навчання є методами навчання поданням з багатьма рівнями подання, отриманими шляхом об'єднання простих нелінійних модулів, кожен з яких переводить подання з одного рівня (починаючи з сирих даних) на вищий, більш абстрактний рівень. Об'єднання достатньої кількості таких трансформувальних забезпечує навчання функції будь-якої складності. Ключовим аспектом глибинного навчання є те, що шари особливостей не розробляються експертами в тій чи іншій області, а автоматично виокремлюються з вхідних даних.

Метод групового урахування аргументів (Group Method of Data Handling (GMDH)), запропонований українським науковцем Олексієм Івахненком, є одним з перших прикладів глибинного навчання для багат шарових нейронних мереж (в його роботах розглядається мережа з 8 шарами), який використовує поліноми Колмогорова-Габора [84, 85]. Інші архітектури глибинного навчання, зокрема, побудовані зі штучних нейронних мереж, беруть свій початок з неокогнітрону, запропонованого в 1980 році Куніхіко Фукусімою [86]. Неокогнітрон - це перша двовимірна згорткова нейронна мережа (Convolutional Neural Network (CNN)). Проте, в даній мережі ваги налаштовувались ще не за допомогою методу зворотного поширення похибок, а локально за допомогою підходу «переможець отримує все» (winner-take-all). Тому даний тип мереж відноситься до навчання без учителя [73]. В 1989 році метод зворотного поширення похибки успішно був застосований Яном Лекуном до глибинної двовимірної згорткової нейронної мережі в задачі розпізнавання рукописних цифр [87]. Після цього багато уваги приділялось розвитку глибинних мереж переконань (Deep Belief Networks (DBN)), що являють собою стек обмежених машин Больцмана (Restricted Boltzmann Machines (RBMs)), що в свою чергу є

машиною Больцмана з тим обмеженням, що нейрони мусять формувати двочастковий граф: з'єднань між вузлами в межах групи не існує [88]. Також почали розвиватись рекурентні глибинні мережі для обробки послідовностей даних, що мають залежність від часу [89]. Проте, в 1991 було помічено, що дуже глибокі нейронні мережі і особливо рекурентні нейронні мережі складно навчити методом зворотного поширення похибки [90]. Ця проблема називається проблемою зникнення або вибуху градієнту (vanishing or exploding gradients): використовуючи стандартні функції активації сукупна помилка сигналу зворотного поширення або дуже швидко прямує до нуля, або дуже швидко експоненційно зростає. Для подолання цієї проблеми в 1997 році було запропоновано рекурентні мережі з моделлю довгої короткочасної пам'яті (Long Short-Term Memory (LSTM)) [91].

Після разового успішного використання Яном Лекуном згорткових нейронних мереж вони не здобули популярності [92]. І лише в 2012 році Крижевський та інші відновили інтерес до згорткових нейронних мереж після того, як показали вражаюче високу точність класифікації зображень на змаганні ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) [93]. На цьому змаганні нейронні мережі були застосовані до набору даних, що налічував більше мільйона зображень з інтернету, які містили більше ніж 1000 різних класів. Цей успіх розпочав революцію в напрямку комп'ютерного зору із застосуванням глибинних мереж в різноманітних напрямках.

Сьогодні методи глибинного навчання показують значні успіхи у вирішенні проблем, які неодноразово намагалися розв'язати протягом останніх десятиліть за допомогою штучного інтелекту: встановлення рекордів у розпізнаванні зображень [93, 94], виявленні транспортних засобів [95], розпізнаванні людської мови [96], реконструкції конектома ока [97], перекладі з однієї мови на іншу [98].

Важливою вимогою для застосування методів глибинного навчання є наявність навчальних вибірок великого об'єму, оскільки недостатній об'єм навчальних даних спричиняє проблему «перенавчання» (overfitting), коли

модель не узагальнює отриману під час навчання інформацію, а просто її запам'ятовує. В такому випадку на навчальних даних модель демонструє хороші результати, але не показує такої точності на незнайомих даних.

Бачимо, що найбільш підходящою глибинною архітектурою для обробки геопросторових даних і як наслідок для розв'язання поставленої задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних є згорткові нейронні мережі, тому що вони призначені для обробки даних, які подаються у вигляді багатовимірних масивів. Наприклад, стандартне кольорове зображення складається з трьох двовимірних масивів, що містять інтенсивності пікселів в кожному із трьох каналів (R – червоний, G – зелений та B – голубий). Багатоспектральні дані представляються саме у вигляді багатовимірних масивів. Одновимірні масиви використовуються для подання сигналів та послідовностей, в тому числі мови. Двовимірні масиви застосовують для зображень, аудіо спектрограм, геопросторових даних. Трьохвимірні подання застосовують для відео або об'ємних зображень, в тому числі багатовимірних зашумлених даних або їх рядів [99]. Варто зазначити, що основним недоліком методів попиксельної класифікації багатовимірних зашумлених даних являється присутність поодиноких неправильно класифікованих пікселів на карті класифікації, що називається шумом типу «сіль та перець» (salt-and-pepper). Саме тому при класифікації важливо розглядати не лише спектральні характеристики окремих пікселів, а й просторові, що і робить згорткова нейронна мережа [100].

Можна виділити чотири ключові властивості, які забезпечують перевагу використання згорткових нейронних мереж в задачах обробки багатовимірних даних: локальні з'єднання, спільні ваги (shared weights), підвибірка (pooling) та використання багатьох шарів.

Згорткова мережа містить декілька рівнів обробки інформації [65]. Перші кілька рівнів складаються з двох типів шарів: згорткові шари, що чергуються з підвибірковими шарами. Згорткові та підвибіркові шари безпосередньо пов'язані з класичними уявленнями про прості та складні клітини в

нейробіології, а архітектура в цілому нагадує організацією зорової кори тварин [65].

Основним недоліком традиційних нейронних мереж вважається їх збіжність до локального мінімуму. Цей недолік притаманний і глибинним нейронним мережам. Проте на практиці збіжність до локального мінімуму рідко є проблемою для глибинних мереж. Незалежно від початкових умов, система майже завжди досягає рішення одного рівня якості [65]. Нещодавні теоретичні та емпіричні результати переконливо свідчать про те, що локальні мінімуми, в цілому, не є серйозною проблемою [101, 102]. Справа в тому, що поверхня функції втрат містить багато сідлових точок, де градієнт рівний нулю і в переважній більшості з цих точок значення функції втрат майже однакові. Таким чином, не має великого значення, в якій з цих точок алгоритм навчання мережі зупиниться.

1.3 Аналіз методів класифікації типів земного покриття за геопросторовими даними

До недавнього часу найбільш ефективним методом для задач класифікації земного покриття за одним знімком вважався SVM. Це підтверджується результатами комплексного дослідження сучасних (state-of-the-art) попиксельних методів навчання з учителем для побудови карт земного покриття, отриманими Khatami та співавторами в [103]. В даному експерименті класифікація виконувалась за допомогою лише одного знімку. Майже такий само результат показав нейромережевий підхід. Водночас, метод SVM потребує значно більше обчислювальних ресурсів. Його складність лежить в діапазоні між $O(n^2)$ та $O(n^3)$, в залежності від типу ядра та реалізації [104, 105], тоді як складність багатоварового персептрону $O(n)$ [106, 107]. Як наслідок використання методу SVM в задачах аналізу великих об'ємів даних є неможливим, а традиційні моделі багатоварового персептрону, які застосовувалися для розпізнавання зображень, через повну зв'язність між

вузлами страждають від «прокляття розмірності» (curse of dimensionality) [108], тому не масштабуються на зображення вищого розрізнення, а величезна кількість параметрів швидко веде до перенавчання. Такі мережеві моделі не беруть до уваги просторову структуру даних, розглядаючи однаково вхідні пікселі, що розташовані далеко та близько один від одного. Сучасні підходи до задачі класифікації земного покриття не є оптимальними, позаяк виникає необхідність враховувати просторову та часову інформацію одночасно [99].

1.3.1 Традиційний процес класифікації геопросторових даних

Традиційно класифікація геопросторових даних виконувалась за загальноприйнятою схемою (рис. 1.2) [109], за якою навчання класифікатора включало в себе широкий спектр складних етапів: вибір області інтересу, поділ її на частини, виділення ознак, підготовка навчальної вибірки, класифікація та сегментація.

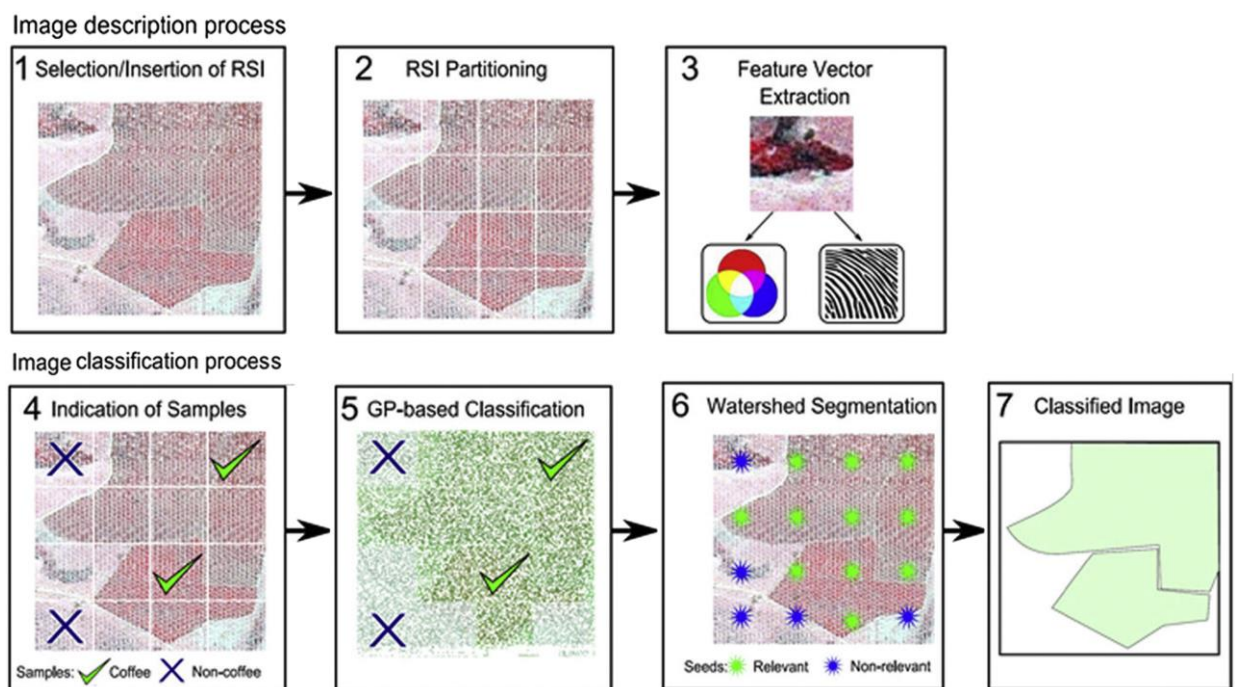


Рис. 1.2 Схema загальноприйнятого процесу класифікації [109]

Найбільш складною частиною є етап виділення ознак, який, як і в інших

предметних областях, потребує експертних знань специфіки геопросторових даних та властивостей досліджуваних об'єктів. Протягом багатьох років для виділення ознак експерти використовували такі методи, як scale invariant feature transform (SIFT), speeded up robust features (SURF) та histogram of oriented gradients (HOG) [110]. Проте методи такого типу виділяють ознаки лише на низькому рівні (локальні характеристики зображення). Ідентифікація ознак на вищих рівнях, таких як виявлення контурів (edge detection), їх перетинів та частин об'єктів, є надзвичайно складним завданням [95, 99, 110].

1.3.2 Методи класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму

Для задач геопросторового аналізу джерелами інформації є супутникові спостереження, дані безпілотних літальних апаратів та інші типи геопросторової інформації, наприклад, зібраної шляхом краудсорсингу (crowdsourcing). Зараз людство вступило в нову інформаційну еру, яка характеризується наявністю у вільному доступі великих об'ємів різноманітних безкоштовних геопросторових даних. Протягом 2013-2016 років було запущено декілька оптичних та радарних супутників високого розрізнення (10-30 м), що надають безкоштовні дані. Sentinel-1A/B та Sentinel-2A були запущені Європейським Космічним Агентством (ESA) [111, 112] та Landsat-8 в рамках проекту Landsat, що є спільною ініціативою Геологічної служби США (USGS) та Національного управління з аеронавтики і дослідження космічного простору (NASA) [113]. Ці набори даних поновлюються регулярно та надаються користувачам у вільному доступі на оперативній основі. Це відкриває безпрецедентні можливості для розв'язання задач геопросторового аналізу, використовуючи перевагу наявності часових рядів даних та можливості злиття інформації з різних джерел [114, 115]. Серед усіх продуктів, які можна отримати з геопросторових даних найбільш важливими є карти класифікації [116]. Така задача є надзвичайно актуальною, особливо для країн, що

розвиваються, оскільки офіційна статистика часто є неповною або недостовірною [117]. Карти класифікації використовуються для багатьох прикладних задач, таких як моделювання та оцінювання змін довкілля, клімату, прогнозування врожайності і т.д. Окрім використання карт класифікацій в різних прикладних задачах виникає потреба в регулярному оновленні карт класифікацій для ідентифікації вирубок лісів, аналізу пошкоджень від затоплень, посух чи будь-яких інших надзвичайних ситуацій. Для більшості з таких задач не вистачає використання лише одного джерела даних, що змушує розробляти методи злиття даних з джерел з різними характеристиками, різним просторовим та часовим розрізненням [116, 118].

Різновиди класифікаторів, призначених для аналізу багатоспектральних даних, наведені в Таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 –

Різновиди підходів до класифікації багатоспектральних даних

Чи враховується просторова інформація	Спектральні класифікатори	Розглядаються гіперспектральні зображення без врахування просторових залежностей
	Просторові класифікатори	Вхідні дані класифікуються з використанням інформації про «сусідні» (просторово прилягаючі) пікселі
	Просторово-спектральні класифікатори	Для класифікації гіперспектральних даних враховується сукупність спектральної та просторової інформації
Тип інформації, що використовується	Попіксельний класифікатор	На вхід до класифікатора подаються вектори значень для кожного пікселя
	Об'єктний класифікатор	Кожному пікселю на зображенні ставиться у відповідність мітка таким чином, щоб пікселі з однаковими мітками мали певні спільні візуальні характеристики. Класифікація проводиться на основі виділених об'єктів, а не лише одного пікселя

Специфіка класифікації геопросторових даних полягає в тому, що переважна більшість методів орієнтовані на попіксельну класифікацію – спостереження для кожного конкретного пікселя формують вхідний вектор,

довжина якого рівна кількості спектральних каналів на знімку, і на виході моделі кожному пікселю призначається значення певного класу. Для розв'язання задачі класифікації багатоспектральних геопросторових знімків застосовується розвинений математичний апарат інтелектуальних методів.

Поява великих обсягів даних (big data) високого розрізнення не тільки відкриває нові можливості, але й породжує нові проблеми, пов'язані з їхньою обробкою, а саме об'єм (volume), швидкість (velocity), різноманітність (variety) та правдивість (veracity) [99]. Справа в тому, що методи геопросторового аналізу, класифікації й формування навчальної вибірки, що добре зарекомендували себе при обробці одного знімка або невеликої території, виявляються непридатними для великих територій. Основні проблеми пов'язані з великими обсягами даних, що обробляються, малою площею покриття одним знімком, зашумленістю даних (хмарністю), необхідністю одночасної класифікації різночасових знімків і т.д. Саме тому в останні роки найбільш популярними та ефективними методами класифікації типів земного покриву на основі різнорідних часових рядів геопросторових даних стали ансамблеві методи [119, 120] та методи глибинного навчання [121 – 124]. На відміну від загальноприйнятої раніше схеми дані підходи працюють одразу з сирими даними та використовують всі наявні вхідні дані, а не виділяють лише важливі ознаки, як це було прийнято раніше [109, 125]. Методи глибинного навчання підтвердили свою ефективність для обробки як оптичних (гіперспектральних та мульти-спектральних), так і радарних зображень, побудови різних типів земної поверхні: ідентифікації доріг, ідентифікації будинків [121, 126 – 128]. Найбільш популярними моделями в глибинному навчанні для аналізу геопросторових даних є: згорткові нейронні мережі, глибинні автокодувальники (Deep Auto-Encoders (DAE)), глибинні мережі переконань та рекурентні мережі з моделлю довгої короткочасної пам'яті [121, 128 – 131].

В останні роки багато робіт демонструють перевагу методів глибинного навчання над загальноприйнятими методами неглибокої архітектури в задачах геопросторового аналізу. Так в [117] для оцінки індексу врожайності кукурудзи

на території США було використано два різних регресійних методи: convolutional architecture for fast feature embedding та support vector regression (SVR). В результаті метод глибинного навчання перевершив SVR. Коефіцієнт кореляції для нього був 0.81 та середньоквадратичне відхилення рівне 6.298, тоді як коефіцієнт кореляції та середньоквадратичне відхилення для SVR були рівними 0.644 та 8.204, відповідно.

В [95] автори порівняли метод глибинного навчання на основі згорткової нейронної мережі та комбінації ансамблю SVM з різними методами для виділення ознак для задачі ідентифікації транспортних засобів за геопросторовими знімками. Запропонований метод глибинного навчання суттєво перевершив по точності всі комбінації методу SVM.

В статті [80] порівняно метод глибинного навчання на основі розрідженого автокодувальника (sparse auto-encoders) та SVM для класифікації геопросторових знімків. Отримані результати свідчать про те, що SVM варто використовувати у випадку, коли мало навчальних даних. У цьому випадку він показав себе краще, ніж розріджений автокодувальник. Проте для великої кількості даних для навчання краще використовувати методи глибинного навчання. Також показано більшу чутливість SVM до шуму в навчальних даних порівняно з автокодувальником.

Для розпізнавання цілей, зокрема й військових, з використанням даних з радару із синтезованою апертурою існує 3 загальних проблеми: наявність шуму, зміщення цілі та поворот цілі. Для розв'язання цієї задачі використовувались згорткова нейронна мережа та SVM [92]. Точності отримані за допомогою SVM на звичайних даних – 75.68%, на зашумлених даних – 70.58%. Точності згорткової нейронної мережі на звичайних даних – 93.16%, на зашумлених даних – 91.89%, що демонструє суттєву перевагу методів глибинного навчання над SVM.

Задача розпізнавання різних типів поверхні Землі за допомогою оптичних геопросторових даних є надзвичайно важливою. В [132] розв'язувалась задача ідентифікації полів для гольфу за допомогою оптичних супутникових знімків

Landsat-8 з просторовим розрізненням 30 м. В ході даного експерименту перевірялась залежність якості класифікації за допомогою згорткової нейронної мережі та SVM від кількості даних в навчальній вибірці. В якості метрики для оцінювання методів класифікації використовувалась не загальна точність класифікації, а F-value [133], в зв'язку з наявністю величезної кількості негативних даних як в навчальній, так і в тестовій вибірках. Для всіх розмірів навчальної вибірки згорткова нейронна мережа точніше класифікувала поля для гольфу, ніж SVM (рис. 1.3). При цьому час навчання SVM значно перевищує час навчання згорткової нейронної мережі, і зі зростанням розміру навчальної вибірки різниця між ними суттєво зростає (рис. 1.4).

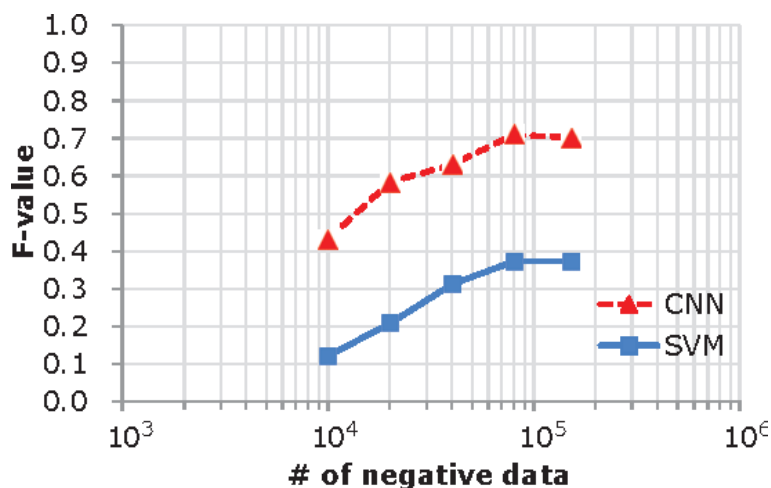


Рис. 1.3 Результат порівняння точності CNN та SVM [132]

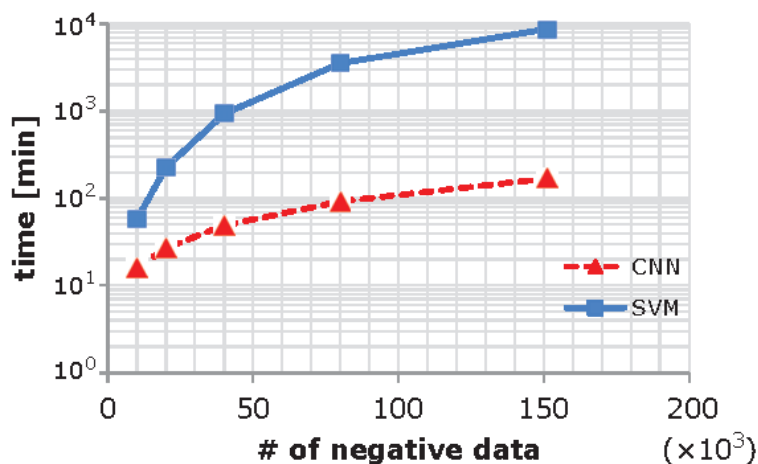


Рис. 1.4 Результат порівняння часу навчання CNN та SVM [132]

З аналізу розглянутих вище робіт випливає, що методи глибинного навчання є найбільш ефективним інструментом обробки великих об'ємів багатоспектральних геопросторових даних серед методів машинного навчання. Результати експериментів показують, що методи глибинного навчання в усіх випадках випереджають інші загально прийняті досліджувані методи машинного навчання неглибокої архітектури, що раніше протягом десятиліть використовувались як найкращі методи для класифікації геопросторових даних.

1.3.3 Класифікація на основі радарних даних

При використанні оптичних геопросторових даних необхідно вирішувати проблему з присутністю хмар та тіней, що спотворюють зображення. Завдання їх усунення можна розв'язувати за допомогою різних математичних методів інтерполяції даних або методів машинного навчання з учителем (нейронних мереж) чи без учителя (самоорганізованих карт Кохонена) [17]. Проте будь-який математичний метод відновлення хмар не може дати стовідсоткову точність, і як наслідок – через це виникатимуть помилки на карті класифікації. Враховуючи наявність хмар та тіней від них в оптичних знімках, останнім часом для класифікації типів земної поверхні все більше і більше використовуються радарні дані. Радарні дані не залежать від погоди та можуть надавати достовірну інформацію не лише вдень, а й вночі. Проте найбільшою проблемою у використанні радарних даних є наявність великої кількості шуму в них [128]. Зазвичай класифікація радарних даних відбувається попіксельно з використанням таких ознак, як інтенсивність, амплітуда та фаза. Хоча цього недостатньо для отримання хорошої класифікації без наявності великої кількості шумів. Необхідно розглядати текстуру радарних знімків. Існує багато різних фільтрів для аналізу текстури, які використовують середнє значення, дисперсію, контраст і т.д. Після застосування цих фільтрів для класифікації радарних даних широко застосовуються попіксельні методи машинного навчання, такі як SVM. Але використання такого підходу є складним і займає

багато часу, тому що необхідна наявність експертних знань для підбору параметрів та підходящих фільтрів, що можуть суттєво відрізнятись в залежності від території, властивостей об'єктів розташованих на ній, особливо враховуючи необхідність обробки багатьох геопросторових знімків. Тому доцільно використовувати методи глибинного навчання для автоматичного виокремлення ознак та врахування текстур. Аналіз можливостей методів глибинного навчання для радарних даних, отриманих з супутника TerraSAR-X, та порівняння їх з загальноприйнятим підходом було проведено в [128]. Для цього багатошаровий автокодувальник (Stacked Autoencoder (SAE)), класифікатор з розрідженим поданням (Sparse Representation Classifier (SRC)) та згортковий автокодувальник (Deep Convolutional Autoencoder (DCAE)) порівнювались з методом SVM на основі RBF ядра. Всі розглянуті методи глибинного навчання перевершили SVM. Проте найкращим виявився DCAE, що за рахунок свого підвибіркового шару дозволив суттєво знизити рівень шуму на вихідній карті класифікації (рис 1.5).

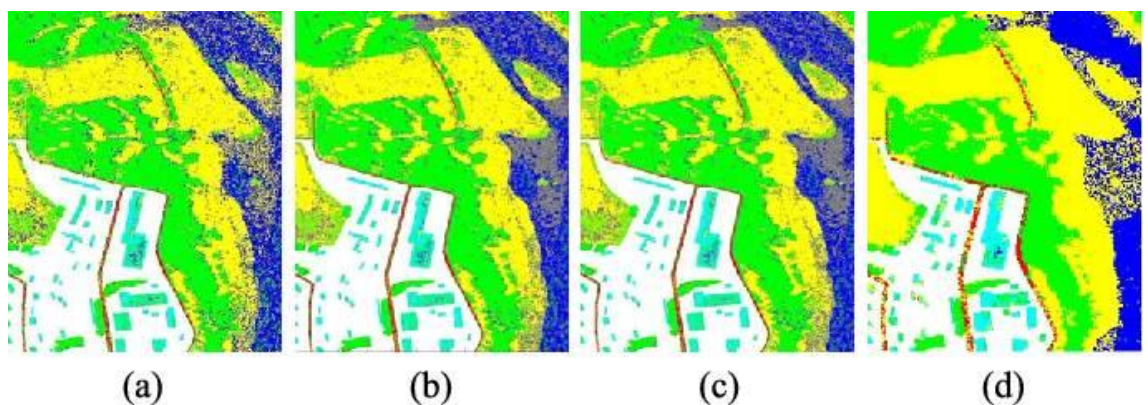


Рис. 1.5 Порівняння карт класифікації радарних даних, отриманих різними методами а) SVM, б) SRC, в) SAE, г) DCAE [128]

1.3.4 Застосування методів машинного навчання для класифікації земного покриву для великих територій

Враховуючи те, що в більшості робіт експерименти проводяться для відносно невеликої території, яка покривається всього кількома

геопросторовими знімками, неможливо автоматично масштабувати отриману для малої території технологію класифікації на основі геопросторових даних високого розрізнення на територію цілої області чи всієї країни. Основними проблемами є неоднакова кількість геопросторових спостережень в різних точках та неоднакові дати їхньої зйомки. Щоб уникнути подібних проблем та отримати карту класифікації сільськогосподарських культур для великої території, використовуються деякі спеціальні підходи: навчання незалежних класифікаторів для кожного набору різних спостережень [10], різні технології створення композитів [134, 135] та методи попереднього виділення ознак на основі експертних знань [136, 137]. Водночас, ці методи допомагають лише уникнути даних проблем, а не вирішити їх. Необхідно мати велику кількість навчальних даних для навчання незалежних класифікаторів, але процедура збору навчальних даних є дуже дорогою, тому такий підхід може використовуватися лише для ретроспективного картографування земного покриття. Методи створення композитів та методи виділення ознак не враховують всієї доступної інформації, а навпаки зменшують розмірність вхідного вектору ознак, та як наслідок – точність отриманої карти класифікації знижується.

В даний час методи глибинного навчання перевершують традиційні методи машинного навчання, а головна ідея глибокого навчання полягає в тому, щоб відійти від етапу попереднього виділення ознак та етапу зменшення розмірів вхідного вектору ознак і дозволити нейронним мережам самостійно виділяти необхідні ознаки [8, 65].

1.3.5 Аналіз математичних методів постобробки для карт класифікацій

Незалежно від того, які методи машинного навчання використовуються для розв’язання задач прикладної математики: традиційні (random forest, SVM, багатошаровий персептрон, логістична регресія) чи найсучасніші методи

глибинного навчання (автокодувальник, згорткова нейронна мережа, рекурентна нейронна мережа), на вихідній карті класифікації все рівно присутній шум — поодинокі пікселі чи групи пікселів, віднесені до неправильного класу [11, 15]. Відомо багато різних підходів для фільтрації шуму на зображеннях [138 – 143], які з більшим чи меншим успіхом можуть застосовуватись для фільтрації карт класифікації геопросторових даних. На жаль, традиційні методи не враховують семантику зображення, а тому не є ефективними для фільтрації карт земного покриття. Найскладнішою проблемою при розв’язанні задачі фільтрації карт класифікацій типів земного покриття, що має самостійне значення, є фільтрація орних (оброблюваних) сільськогосподарських земель, оскільки окремі поля розділяються межами і лісосмугами, які не можна розглядати як шум.

Зазвичай для зменшення шуму на карті класифікації використовують різні фільтри на етапі попередньої обробки геопросторових даних або роблять об’єктну класифікацію з попередньою сегментацією геопросторових знімків. Водночас мало уваги приділяється постобробці карт класифікацій. Під терміном постобробка будемо розуміти процедуру змінення значень класів деяких пікселів на карті класифікації для досягнення вищої її точності. В основному використовується припущення, що пікселі, які лежать близько один до одного мають вищу ймовірність належати до одного класу, ніж пікселі, що розташовані далеко [138, 139]. Найбільш популярні та ефективні фільтри для постобробки – це медіанний та голосування більшості [140]. Вони базують на ідеї ковзаючого вікна певного розміру по всьому зображенню та присвоюють новий клас центральному пікселю даного вікна на основі певних правил. Медіанний фільтр сортує всі значення класів всередині вікна в порядку зростання або спадання, і виходом фільтру є значення, що стоїть посередині відсортованого масиву. Виходом фільтру голосування більшості є значення класу, що найчастіше зустрічається всередині вікна. Існують і покращення даного фільтру, якщо враховувати не лише кількість пікселів кожного класу, а надавати вагові коефіцієнти їм. Вагові коефіцієнти можна брати як ймовірність

того, що цей піксель відноситься саме до цього класу, який позначений на карті класифікації [141]. Більшість класифікаторів мають можливість обчислювати таку ймовірність для кожного пікселя. Проте такі фільтри не лише прибирають шум, але й невеликі об'єкти, такі як лісосмуги, дороги, будинки та межі між полями.

Існує інший математичний підхід до постобробки – морфологічні фільтри, які враховують певну геометричну структуру та форму об'єктів на карті класифікації [142, 143]. Для виконання морфологічних операцій над вхідним зображенням використовують спеціальний структурний елемент, в якості якого на практиці найчастіше використовують прямокутник, круг та хрест.

Базовими морфологічними операціями є [144]:

- розширення (dilation) - це морфологічне перетворення, яке об'єднує дві множини елементів. Нехай A та B – множини з двохвимірною Евклідовою простору E^2 з елементами a та b відповідно, тоді розширення множини A множиною B буде

$$D(A,B) = \{c \in E^2 \mid c = a + b, a \in A, b \in B\}; \quad (1.6)$$

- ерозія (erosion) – морфологічна операція двоїста до розширення [144]. Ерозією множини A множиною B буде

$$E(A,B) = \{c \in E^2 \mid c + b \in A, \forall b \in B\}; \quad (1.7)$$

- чередування розширення та ерозії називається закриттям множини

$$A \bullet B = E(D(A,B),B); \quad (1.8)$$

- чередування ерозії та розширення називається відкриттям множини

$$A \circ B = D(E(A,B),B). \quad (1.9)$$

Основними недоліками морфологічних фільтрів є зміна форми об'єктів та можливість застосування лише до бінарного зображення, що змушує фільтрувати пікселі кожного класу на карті окремо. Такі недоліки характерні для всіх методів, що базуються на принципі ковзаючого вікна та обчисленні значення центрального пікселя в ньому, використовуючи лише значення

пікселів в цьому вікні.

Пізніше був запропонований математичний метод постобробки, основним критерієм якого є площа досліджуваного об'єкту [145]. Всі об'єкти, площа яких менше заданого порогу, вважаються шумом. Такий підхід на відміну від вищезгаданих методів дозволяє зменшити шум на карті класифікації і, водночас, зберегти від модифікацій форми ті об'єкти, які не є шумом. Проте при такому підході теж існує недолік. При невеликому порозі багато об'єктів, які є шумом, залишаються, а при великому порозі багато малих об'єктів зникнуть, хоча вони могли бути і не шумом [146].

1.3.6 Оцінки точності методів класифікації та фільтрації карт земного покриття

Точність визначається як ступінь, на якому отримана карта узгоджується з еталонною класифікацією [147]. Для порівняння різних методів класифікації та фільтрації карт земного покриття використовується матриця невідповідностей, отримана на незалежній тестовій вибірці, та наступні метрики, які обчислюються на її основі: загальна точність класифікації (overall accuracy (OA)), індекс Каппа, точність «виробника» (Producer Accuracy (PA)) та точність «користувача» (User Accuracy (UA)) [148].

Слід зауважити, що інтерпретація точності карти класифікації земного покриття базується на кількох припущеннях:

- 1) Еталонні дані є статистично достовірними (наприклад, тестова вибірка, яка використовується для отримання точності карти класифікації);
- 2) Еталонні дані точно співвідносяться з картою (проекція, геоприв'язка);
- 3) Кожен піксель карти є чистим і відповідає одному типу земельного покриття;
- 4) Якщо час між отриманням карти класифікації та еталонними даними досить великий, вважається, що земельний покрив не змінюється протягом даного періоду.

Матриця невідповідності, яка використовується для оцінки точності, надає інформацію про величину помилок класифікації, що дозволяє провести коригування при обчисленні площ [147]. Приклад матриці невідповідностей наведено в таблиці 1.3, де n_{ij} це кількість пікселів, в яких справжнім класом є "i", а клас на карті - "j" [149]. Нормалізація матриці невідповідностей для кожного рядка та стовпчика була запропонована Конгалтоном в 1981 як один з варіантів оцінки точності карти класифікації [150]. У процесі нормалізації відмінності в розмірі вибірки, що використовуються для побудови матриці невідповідностей, можуть бути усунені. Таким чином, відповідні значення комірок у різних матрицях можуть бути порівняними.

Таблиця 1.3 –

Матриця невідповідностей

Клас	1	2	...	q	Загальна кількість
1	n_{11}	n_{12}	...	n_{1q}	n_{1+}
2	n_{21}	n_{22}	...	n_{2q}	n_{2+}
\vdots	\vdots	\vdots	...	\vdots	\vdots
q	n_{q1}	n_{q2}	...	n_{qq}	n_{q+}
Загальна кількість	n_{+1}	n_{+2}	...	n_{+q}	n

Загальні кількості визначаються наступним чином:

$$n_{i+} = \sum_{j=1}^q n_{ij}, \quad (1.10)$$

$$n_{+j} = \sum_{i=1}^q n_{ij}, \quad (1.11)$$

$$n = \sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^q n_{ij}. \quad (1.12)$$

Загальна точність є оцінкою точності карти в цілому та обчислюється як сума чисел на основній діагоналі матриці невідповідностей (тобто правильно класифікованих одиниць вибірки), поділена на загальну кількість одиниць у

вибірці N :

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^q n_{ii}}{N} . \quad (1.13)$$

Для оцінки точності кожного з класів окремо обчислюють точність «виробника» – це відношення правильно розпізнаних пікселів даного класу до загальної кількості пікселів даного класу в тестовій вибірці та точність «користувача» - це відношення правильно розпізнаних пікселів даного класу до загальної кількості пікселів даного класу на карті класифікації [148]

$$PA_j = \frac{n_{jj}}{n_{+j}} , \quad (1.14)$$

$$UA_i = \frac{n_{ii}}{n_{i+}} . \quad (1.15)$$

Щоб отримати для конкретного класу одне значення точності, яке можна було б в подальшому використовувати, обчислюють метрику F-score [133] на основі отриманих точностей «користувача» та «виробника»

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \frac{UA \cdot PA}{\beta^2 \cdot UA + PA} . \quad (1.16)$$

Найбільш розповсюдженою являється метрика F_1 .

Існує ще один коефіцієнт для вимірювання точності карт класифікацій, який часто використовується в спільнотах, що займаються побудовою карт класифікацій, а саме коефіцієнт Каппа [150, 151]. Індекс Каппа є статистичною мірою узгодженості між отриманими класами на карті класифікації та класами, що є реально (в тестовій вибірці). Індекс Каппа K обчислюється за формулою:

$$K = \frac{N \cdot \sum_{i=1}^q n_{ii} - \sum_{i=1}^q n_{i+} \cdot n_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^q n_{i+} \cdot n_{+i}} . \quad (1.17)$$

Для перевірки чи є різниця між двома отриманими точностями карт класифікацій статистично значимою використовувався статистичний тест McNemar [152, 153]. Тест McNemar – це непараметричний тест на основі стандартизованої статистики звичайних тестів

$$z = \frac{f_{12} - f_{21}}{\sqrt{f_{12} + f_{21}}}, \quad (1.18)$$

де f_{12} – це кількість зразків, які правильно класифікуються за допомогою першого класифікатора і неправильно класифікуються другим, f_{21} – це кількість зразків, які правильно класифікуються за допомогою другого класифікатора і неправильно класифікуються першим.

1.4 Класифікація великих об’ємів багатовимірних зашумлених даних з використанням хмарних платформ

Основними хмарними платформами, підходящими для розв’язання задачі обробки великих об’ємів багатовимірних зашумлених даних, на сьогодні є Amazon та Google Earth Engine [154]. Обидві платформи дозволяють користувачам отримувати доступ до довгострокових архівів безкоштовних супутникових даних, таких як Landsat і Sentinel. Крім того, Google Earth Engine забезпечує безкоштовну платформу з вбудованими функціями та внутрішнім розпаралелюванням обчислень [154]. Деякі вражаючі результати були отримані з використанням Google Earth Engine: глобальна карта зміни лісів з розрізненням 30 м [155], маска сільськогосподарських земель для Африки з розрізненням 250 м [156], карта класифікації типів земного покриву для Африки з розрізненням 30 м [157], карта класифікації типів земного покриву для Замбії з розрізненням 30 м [158] та карта класифікації мангрових дерев для Китаю з розрізненням 30 м [159].

Всі ці дослідження вивчають можливість використання платформи Google Earth Engine для картографування земельних покривів, але не для задачі класифікації різних типів сільськогосподарських культур. Причиною цього є обмежені обчислювальні ресурси, доступні для користувача [9]. Також на сьогоднішній день дана платформа не має моделей нейронних мереж для класифікації та сучасних глибинних методів навчання, які перевищують загальні класифікатори. Водночас хмарна платформа Amazon дає можливість

використовувати будь-яке програмне забезпечення для обробки зображень та бібліотеки з реалізованими класифікаторами. Проте компанія Amazon не надає готових функцій обробки та класифікації супутникових даних, що вимагає набагато більше зусиль у користувача. Тому досі не було опубліковано інших досліджень, в яких описано методи глибинного навчання для задачі класифікації різних типів сільськогосподарських культур на хмарній платформі Amazon.

1.5 Особливості та перспективи методів глибинного навчання для класифікації багатовимірних зашумлених даних

Подібність між класичними задачами прикладної математики, для яких застосовуються методи глибинного навчання, та задачами аналізу геопросторової інформації дуже схожі між собою, хоча деякі відмінності все ж присутні (рис. 1.6). В розглянутих вище роботах [128, 132, 138, 160, 161] методи глибинного навчання продемонстрували надзвичайно хороші результати в задачах обробки геопросторової інформації. Проте згорткові нейронні мережі розглядались лише для класифікації звичайних двовимірних зображень, що зберігаються в RGB форматі або у відтінках сірого (grayscale), і рідко застосовуються до багатоспектральних зображень. Тому що в такій постановці задача обробки геопросторових даних ідентична до задачі прикладної математики – розпізнавання об'єктів на фотографіях, які зберігаються у RGB форматі або у відтінках сірого. Що дозволяє використати відомі методи глибинного навчання без будь-яких модифікацій [99].

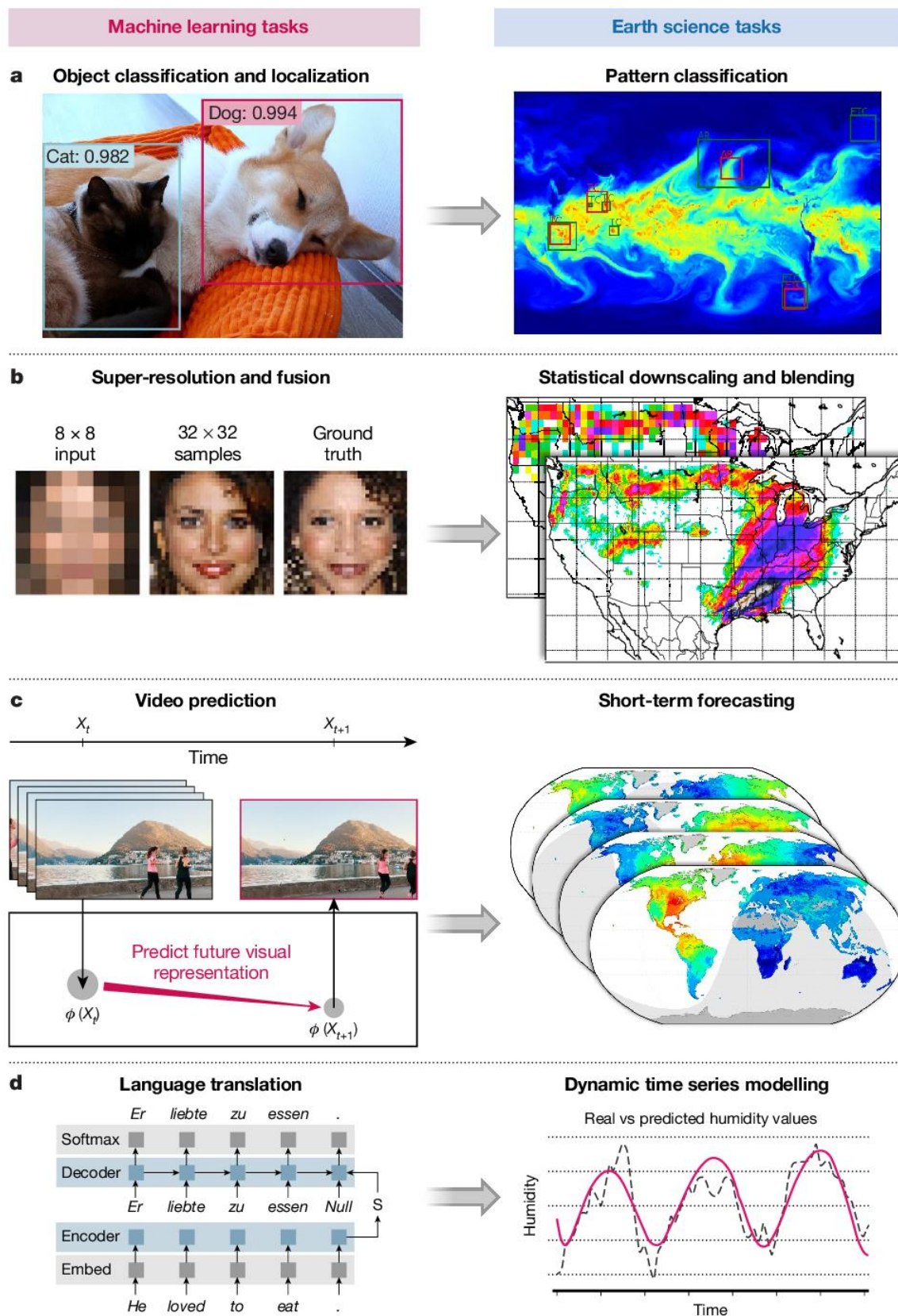


Рис. 1.6 Приклад класичних задач глибинного навчання (зліва) та задач аналізу геопросторових даних (справа) [99]

Відзначимо, що для забезпечення надійного розділення різних класів

культур за геопросторовими даними варто використовувати всі інформативні канали в багатоспектральних зображеннях. Для класифікації багатоспектральних зображень застосувати згорткову нейронну мережу напряду не вдається [162]. Щоб вийти з положення, можна кожен піксель знімка розглядати як двовимірне зображення, один з вимірів якого рівний 1. Тоді на вході в мережу матимемо вектор, розмірність якого рівна кількості каналів в зображенні. Таку архітектуру можна вважати одновимірною згортковою нейронною мережею. В роботі [162] її ефективність порівнюється з методом RBF-SVM для класифікації гіперспектрального зображення. Показано, що даний підхід не лише перевершив RBF-SVM в термінах загальної точності класифікації, а також забезпечив вищу точність класифікації майже всіх окремих класів на трьох різних наборах даних. Тому виникає необхідність для подальшого покращення та адаптування існуючих математичних моделей глибинного навчання для задач класифікації часових рядів геопросторових даних [99].

Варто відмітити, що в більшості робіт за тематикою класифікації типів земного покриву за допомогою геопросторових даних, метод глибинного навчання використовується лише для класифікації одного зображення за конкретну дату [160, 163 – 165]. Таку математичну постановку задачі не можна віднести до проблем обробки великих об'ємів даних. Для забезпечення достовірної класифікації сільськогосподарських культур чи типів земної поверхні необхідно використовувати часовий ряд знімків або навіть об'єднувати (зливати) дані з різних сенсорів, які доповнюють один одного важливою інформацією про спостережувану поверхню [99]. В роботі [161] автори демонструють використання глибинного навчання на основі LSTM та CNN мереж, що дозволило перевершити по точності SVM, в задачі розпізнавання типів культур за часовим рядом геопросторових даних. Проте даний експеримент проводиться на дуже малій території, на геопросторових даних з лише одного сенсора та з рівномірним покриттям даними досліджуваної території.

Враховуючи експоненційне збільшення об'ємів геопросторових знімків різної природи, актуальною задачею є розвиток математичних моделей глибинного навчання, спроможних працювати з часовими рядами різнорідних геопросторових даних. Типовим прикладом такого злиття інформації є спільне використання оптичних (чутливих до сонячного освітлення, наявності хмар) та радарних даних (нечутливих до сонячного освітлення, майже зовсім нечутливих до хмарності) [116]. Сама задача інтегрування даних з різних сенсорів є не тривіальною через те, що різні сенсори надають дані з різними геометричними властивостями, просторовим розрізненням та розрізненням в часі, фізичним значенням, контекстуальною інформацією та статистикою. Послідовність даних, отриманих з різних сенсорів, надходить з різною різноманітністю та природою шуму, можливими пропусками в даних та спотвореннями. При спробі застосування загальноприйнятих математичних методів глибинного навчання до задачі класифікації часового ряду геопросторових даних виникають наступні проблеми або виклики, які унеможливають застосування традиційних моделей глибинного навчання для аналізу геопросторових даних без спеціальної адаптації:

- великий розмір зображень (приблизно 40000 на 20000 пікселів), тоді як задачі комп'ютерного зору на сьогодні працюють з зображеннями приблизно 512 на 512 пікселі;
- не однаковий розмір вхідних даних;
- не повне перекриття зображень, особливо з різних джерел;
- місцями відсутні дані або зашумлені;
- нерівномірне покриття даними в просторі та в часі;
- відносно невелика кількість даних для навчання, що викликано необхідністю наземних виїздів спеціалістів для збору типів культур, так як по фотоінтерпретації неможливо підготувати вибірку, як це прийнято в стандартних задачах комп'ютерного зору;
- не існує попередньо навчених нейронних мереж на геопросторових даних, як це популярно в стандартних задачах комп'ютерного зору.

Тому актуальною є задача модернізації та адаптації процесу глибинного навчання (workflow) для сфери класифікації геопросторових даних, в рамках якої виникає необхідність розв'язання наступних викликів:

- уніфікації подання багатовимірних зашумлених геопросторових даних в єдиному гіперпросторі;
- адаптації та вдосконалення методів глибинного навчання для ефективного вирішення задачі класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних великого об'єму на основі згорткових нейронних мереж;
- розробки математичних методів фільтрації отриманих карт класифікацій для зменшення шуму на них та збільшення їх точності.

РОЗДІЛ 2

МОДЕЛЬ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ БАГАТОВИМІРНИХ ЗАШУМЛЕНИХ ДАНИХ

В основі глибинного навчання лежить методологія системного аналізу та ієрархічної обробки складної інформації. Як показано в розділі 1, обробка великих об'ємів даних та вилучення з них змістовної інформації є складною задачею, яка не може бути вирішена за допомогою однієї моделі, навіть дуже високої складності. Для вирішення таких завдань застосовуються методи системного аналізу, які пропонують ієрархічну декомпозицію складної задачі на більш прості, що вирішуються на основі окремих моделей, з подальшим отриманням синергетичного результату від ієрархічної комбінації різних моделей. З метою подолання вищенаведених проблем для розв'язання задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних запропонуємо наступну модифікацію існуючої ієрархічної структури моделі глибинного навчання (рис. 2.1). Модель включає наступні рівні: передобробка даних, класифікація даних, постобробка (фільтрація) карти класифікації. Розглянемо кожен з цих рівнів детальніше.

2.1 Передобробка даних

Використання лише одного виміру не дозволяє точно розв'язати задачу класифікації багатовимірних зашумлених даних [116], тому в якості вхідних даних пропонується використовувати часовий ряд багатовимірних зашумлених даних. Припустимо, що для кожного пікселя (x, y) маємо вектор значень $v(x, y)$ та відповідний йому вектор $d(x, y)$, в якому записано дати замірів, значення яких містяться у векторі $v(x, y)$. В задачах, що розглянуті в інших роботах [128, 132, 160, 161, 163 – 165] виконуються умови

$$\forall i, j : v(x_i, y_i) \in R^n, v(x_j, y_j) \in R^m, n = m, \quad (2.1)$$

$$\forall i, j: d(x_i, y_i) = d(x_j, y_j), \quad (2.2)$$

де $n, m \in N$.

Тому подання вхідних даних не потребувало ніяких модифікацій і на вхід нейронної мережі подавались дані без будь-якої попередньої обробки. В задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних, що розглядається в рамках даної роботи, умови (2.1), (2.2) не виконуються

$$\exists i, j: v(x_i, y_i) \in R^n, v(x_j, y_j) \in R^m, n \neq m, \quad (2.3)$$

$$\exists i, j: d(x_i, y_i) \neq d(x_j, y_j), \quad (2.4)$$

де $n, m \in N$.

Тому виникає необхідність проводити додатковий етап попередньої обробки часового ряду даних для їх уніфікації. На даному етапі для вектора $v(x, y)$ необхідно знайти таке перетворення F у вектор $vs(x, y)$,

$$v \xrightarrow{F} vs, \quad (2.5)$$

для якого будуть виконуватись умова (2.1) та (2.6)

$$\left. \begin{aligned} \forall i, j: \|d(x_i, y_i) - d(x_j, y_j)\| < \delta \\ \| (x_i - x_j, y_i - y_j) \| < \varepsilon \end{aligned} \right\} \Rightarrow \quad . \quad (2.6)$$

$$\|vs(x_i, y_i) - vs(x_j, y_j)\| < \|v(x_i, y_i) - v(x_j, y_j)\|$$

де δ, ε – дійсні значення близькі до нуля.

Для розв'язання задачі уніфікації подання вхідних багатовимірних зашумлених даних пропонується підхід, що базується на врахуванні часу та досліджуваної території $d(x, y)$, а також розрідженого подання вхідного вектору $v(x, y)$ [30, 32]. Це дозволяє перевести всі вхідні дані з різною кількістю спостережень та здійснених в різний час в один гіперпростір, що в свою чергу забезпечує можливість побудови карти класифікації багатовимірних даних. Також розріджене подання вхідних даних сприяє кращому узагальненню знань, які нейронна мережа отримує під час навчання [166].

2.2 Класифікація даних

В попередніх роботах [128, 132, 161] математична модель складалась з однієї нейронної мережі, навчання якої здійснювалось виключно з використанням навчальної вибірки. Даний процес навчання з учителем полягає в пошуку складної математичної функції f , що переводить вхідні дані $v(x, y)$ в необхідний номер класу y_t і описується наступним чином

$$f(v) \rightarrow y_t, \quad (2.7)$$

$$L(\hat{y}_t, y_t) = L(f(v), y_t), \quad (2.8)$$

де L – задана функція втрат, де y_t – правильний номер класу, а \hat{y}_t – отриманий номер класу після навчання з учителем.

Враховуючи відносно невеликі розміри можливих навчальних вибірок для задач геопросторового аналізу та великі обсяги доступних немаркованих даних, які в попередніх роботах [128, 132, 161] ніяк не брались до уваги, виникає задача розробки математичної моделі, яка б використовувала немарковані дані для забезпечення більш детального та інформативного виділення ознак з вхідних даних і як наслідок це дозволило б підвищити точність класифікації нових даних. Модифікована модель складається з двох частин – спершу пошук складних функцій g та f за допомогою навчання без учителя на немаркованих даних для виділення ознак серед вхідних даних

$$g(f(v_s)) \rightarrow v_s, \quad (2.9)$$

$$L(\hat{v}_s, v_s) = L(g(f(v_s)), v_s) + \Omega(W), \quad (2.10)$$

де L – задана функція втрат, v_s – уніфікований вхідний вектор ознак, \hat{v}_s – уніфікований вхідний вектор ознак, що отримано після моделювання вектора v_s функціями g та f , а $\Omega(W)$ – регуляризаційний член.

Наступним етапом відбувається пошук складної функції f_2 , що переводить виділені ознаки серед вхідних даних в необхідний номер класу y_t , за допомогою донавчання з вчителем на доступних навчальних даних

$$f_2(f(vs)) \rightarrow y_t, \quad (2.11)$$

$$L(\hat{y}_t, y_t) = L(f_2(f(vs)), y_t) + \Omega(W), \quad (2.12)$$

де L – задана функція втрат, vs – уніфікований вхідний вектор ознак, y_t – правильний номер класу, \hat{y}_t – отриманий номер класу після навчання з учителем, а $\Omega(W)$ – регуляризаційний член.

Також пропонується використовувати не один класифікатор f_2 , а ансамбль, що складається з k класифікаторів

$$A = \{f_2^1, f_2^2, \dots, f_2^k\}, \quad (2.13)$$

архітектура кожного з яких базується на згортковій нейронній мережі з повнозв'язними шарами в кінці. В задачах прикладної математики та статистики для отримання більш точного та стійкого результату остаточні результати класифікації ансамблю обчислюються за допомогою усереднювання апостеріорних ймовірностей класифікаторів

$$\hat{y}_t = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k f_2^i(f(vs)). \quad (2.14)$$

Даний класифікатор здатен виявити не лише просторові ознаки досліджуваних класів, а й ті ознаки, що змінюються з часом. Його можна використовувати як для класифікації часового ряду оптичних або радарних зображень, так і для їх комбінації.

Використання запропонованого математичного методу передобробки багатовимірних зашумлених даних дозволяє вирішити задачу класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму, навчаючи та використовуючи лише один класифікатор, а не окремі класифікатори для різних підмножин даних, для яких виконуються умови 2.1 та 2.2. Таке розв'язання задачі є ефективним в термінах точності, бо чим більше навчальних даних подається на класифікатор тим вище його точність. Тому навчання одного класифікатора для всієї території дозволить отримати вищу точність карти класифікації в порівнянні з картою, отриманою за допомогою навчання багатьох різних класифікаторів на підмножинах даних, для яких виконуються

умови 2.1 та 2.2. Також в статті [132] показано графік залежності часу навчання згорткової нейронної мережі та кількості навчальних зразків (рис. 1.5), на якому видно, що час навчання мережі зростає повільніше, ніж кількість навчальних зразків. Отже, для задач прикладної математики навчання одного класифікатора на всій навчальній вибірці є більш ефективним в термінах часу, ніж навчання декількох класифікаторів на підмножинах з навчальної вибірки.

2.3 Постобробка карти класифікації

Оскільки емпіричні задачі прикладної математики не розв'язується з стовідсотковою точністю за допомогою методів машинного навчання, то на результуючій карті класифікації міститься шум у вигляді невеликих помилково класифікованих ізольованих груп пікселів [11, 15]. Постобробка карти класифікації визначається як пошук математичного перетворення f , що включає в себе фільтрацію ізольованих пікселів або груп пікселів, не правильно класифікованих, для збільшення загальної точності результуючої карти

$$f: \hat{Y} \rightarrow Y, \quad (2.15)$$

де \hat{Y} – матриця отриманих значень (карта класифікації в рамках тестової вибірки), Y – матриця значень в рамках тестової вибірки.

Пошук математичного перетворення f здійснюється таким чином, щоб виконувалась умова

$$\|Y - f(\hat{Y})\| \rightarrow \min. \quad (2.16)$$

В попередніх роботах [128, 132, 138, 140, 160, 161], етап постобробки карти класифікації взагалі відсутній або зводився до пошуку

$$f(\hat{y}_{i,j}) = K * \hat{Y} = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b k_{s,t} \hat{y}_{i-s,j-t}, \quad (2.17)$$

де K – ядро розміром $(2a+1) \times (2b+1)$, $a, b \in N$, $*$ – математична операція згортки двох функцій, $\hat{y}_{i,j}$ – елемент матриці \hat{Y} , що знаходиться на перетині i -го рядка з j -им стовпчиком, а $k_{s,t}$ – елемент матриці K , що знаходиться на перетині s -го

рядка з t -им стовпчиком.

На жаль, методи, які базуються на пошуку підходящого ядра K та отримання результуючої карти класифікації за допомогою операції згортки прибирають межі, згладжують контури об'єктів та змінюють їх форму. Окрім цього, ядра для таких задач вибираються не великого розміру $a < 5, b < 5$ та, як наслідок, враховують лише локальні ознаки зображення, що часто є недостатнім для суттєвого покращення точності, бо не дозволяє врахувати семантику карти класифікації в цілому. Тому виникає задача пошуку більш складного перетворення f (2.16), що задовольняє умови (2.17), і не буде базуватися на згортці двох функцій (2.18). Для цього пропонується використання методу фільтрації, який буде враховувати семантику зображення на основі комбінації різних логічних і морфологічних операцій та зберігати межі на остаточній карті класифікації на основі модифікованого оператора Собеля [1 – 3].

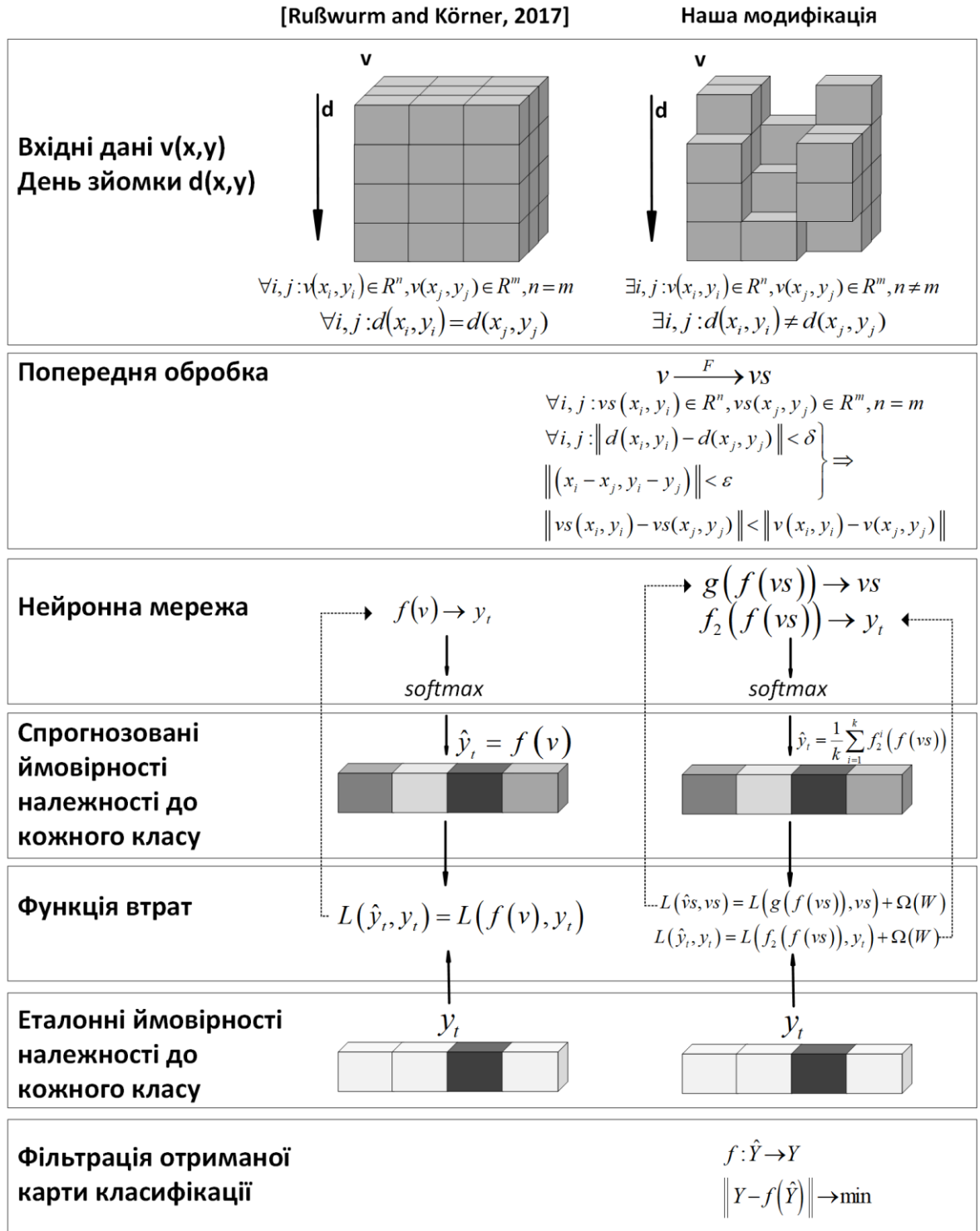


Рис. 2.1. Порівняння відомої методології розв'язання задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних за допомогою глибокого навчання [161] та запропонованої модифікації

2.4 Висновки до розділу

У другому розділі запропонована ієрархічна декомпозиція задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму, на окремі більш прості задачі: задача уніфікації подання вхідних багатовимірних зашумлених даних з урахуванням часу виконання зйомки, задача адаптації та вдосконалення методів глибинного навчання для ефективного вирішення задачі класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних великого об'єму на основі згорткових нейронних мереж та задача фільтрації отриманих карт класифікацій для зменшення шуму на них та збільшення їх точності. Ієрархічна комбінація моделей, що розв'язують кожен з трьох окремих задач, дозволяє отримати синергетичний результат за допомогою методу глибинного навчання для автоматичної класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму з будь-яким покриттям досліджуваної території. В наступних розділах детально приведено розв'язання кожної з підзадач, які були поставлені в даному розділі.

РОЗДІЛ 3

ПЕРЕДОБРОБКА НА ОСНОВІ РОЗРІДЖЕНОГО КОДУВАННЯ

3.1 Підхід для кодування вхідних даних у єдиний гіперпростір

Припустимо, що для кожного пікселя (x, y) маємо вектор значень $v(x, y)$:

$$v(x, y) = (v_1^1(x, y), \dots, v_{kk}^1(x, y), \dots, v_1^k(x, y), \dots, v_{kk}^k(x, y)), \quad (3.1)$$

де k – це кількість каналів в кожному з багатовимірних спостережень та kk – це кількість спостережень, що покривають піксель (x, y) . Також маємо вектор $d(x, y)$, що складається зі значень дати зйомки всіх спостережень у пікселі (x, y)

$$d(x, y) = (d_1(x, y), \dots, d_{kk}(x, y)). \quad (3.2)$$

Для вирішення проблеми отримання спостережень з різними датами для різних пікселів пропонуємо перетворювати кожен вектор $d(x, y)$ за допомогою методу розрідженого кодування так, щоб в результаті всі вони мали однакову структуру і задовольняли умовам (2.1) та (2.2) [30, 32]. Схожістю між усіма векторами є те, що $\forall d_i(x, y) \in [1, 365]$, враховуючи даний факт, пропонуємо переводити вектор $v(x, y)$ в розріджений вектор $vp(x, y)$ за формулою

$$vp_i(x, y) = \begin{cases} v_{\left\lceil \frac{i}{365} \right\rceil}^j, & \text{if } \exists j: ((i-1) \bmod 365) + 1 = d_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3.3)$$

де $vp_i(x, y)$ – це i -та компонента розрідженого вектора $vp(x, y)$, \bmod – це операція взяття остачі по заданому модулю та $\left\lceil \frac{i}{365} \right\rceil$ – це функція стелі (ceiling-division operation). Розріджений вектор $vp(x, y)$ тепер задовольняє умовам (2.1) та (2.2). Наступним кроком, враховуючи властивість, що значення, які знаходяться поруч більш схожі, ніж значення, які знаходяться далеко, пропонуємо використовувати процедуру максимізації підвибірки з ядром довжиною l_{ker} для розрідженого вектору $vp(x, y)$. В результаті отримуємо

вектор $vs(x, y)$ з довжиною $n = \left\lceil \frac{365 \cdot k}{l_{\text{ker}}} \right\rceil$, що задовольняє умовам (2.1) та (2.6)

$$vs_i(x, y) = \max(vp_{(i-1)l_{\text{ker}}+1}(x, y), \dots, vp_{il_{\text{ker}}}(x, y)). \quad (3.4)$$

3.2 Навчання без учителя на основні автокодувальника

Збір даних для навчання та валідування класифікатора є часозатратним та дорогим завданням. Як наслідок, розміри навчальних вибірок (маркованих даних) є невеликими, але водночас існує величезна кількість немаркованих багатовимірних зашумлених даних. Тому пропонуємо використовувати один з видів штучних нейронних мереж, а саме розріджений автокодувальник [166] з навчанням без вчителя на немаркованих багатовимірних зашумлених даних для забезпечення більш детального та інформативного виділення ознак з вхідних даних.

Архітектура автокодувальника дуже схожа на нейронну мережу (багатошаровий персептрон), яка складається з вхідного шару, одного прихованого шару та вихідного шару. Основною метою автокодувальника є реконструкція входу. Автокодувальник завжди складається з двох частин, кодувальника та декодувальника (рис. 3.1). Стандартний процес навчання автокодувальника описується математичною формулою

$$L(x, g(f(x))) \rightarrow \min, \quad (3.5)$$

де x – вхідний вектор, f – функція роботи кодувальника, g – функція роботи декодувальника та L – функція втрат.

Для кращої узагальнюючої здатності автокодувальника в емпіричних задачах прикладної математики у функцію втрат зазвичай додають регуляризаційний член $\Omega(W)$ [166], де W – матриця ваг і тоді задача навчання автокодувальника набуває вигляду

$$L(x, g(f(x))) + \Omega(W) \rightarrow \min. \quad (3.6)$$

Для запобігання перенавчанню мережі в даному дослідженні буде

використовуватись L_2 регуляризація Тихонова [166]

$$\Omega(W) = \lambda \|W\|, \quad (3.7)$$

де λ – коефіцієнт регуляризації.

Враховуючи розріджене подання вхідних даних, після етапу попередньої обробки до функції втрат також додаємо штрафну функцію розходження (divergence) Кульбака — Лейблера $KL(\rho | \hat{\rho}_j)$, що є стандартним інструментом для оцінки розбіжності двох розподілів Бернуллі [166]

$$KL(\rho | \hat{\rho}_j) = \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j}, \quad (3.8)$$

де ρ – це параметр розрідженості, що зазвичай приймає близьке до нуля значення, а $\hat{\rho}_j$ – середнє значення функції активації на прихованому нейроні j . Таким чином, в даній роботі для навчання розрідженого автокодувальника буде мінімізовуватись наступна функція втрат

$$L(x, g(f(x))) + \lambda \|W\|_2^2 + \beta \sum_{j=1}^s \left(\rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \right) \rightarrow \min, \quad (3.9)$$

де β – коефіцієнт, що відповідає за вплив штрафної функції розрідження, s – кількість прихованих нейронів.

Найпопулярніша та найефективніша функція активації, а саме rectified linear unit (ReLU)

$$f(x) = \max(0, x), \quad (3.10)$$

буде використовуватись в прихованому шарі, а сигмоїдальна функція активації

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (3.11)$$

буде використовуватись у вихідному шарі. Під час навчання автокодувальника використаємо алгоритм Adam [77] для мінімізації функції бінарної крос-ентропії.

Враховуючи великий об'єм та схожість немаркованих даних, що покривають досліджувану територію, виберемо лише кожний s -й рядок в якості вхідних даних. Після чого трансформуємо вхідні дані в однакову структуру на основі алгоритму, описаного в розділі 3.1. Наступним кроком трансформовані

дані розіб'ємо на групи по 256 векторів в кожній, на яких будемо проводити навчання автокодувальника.

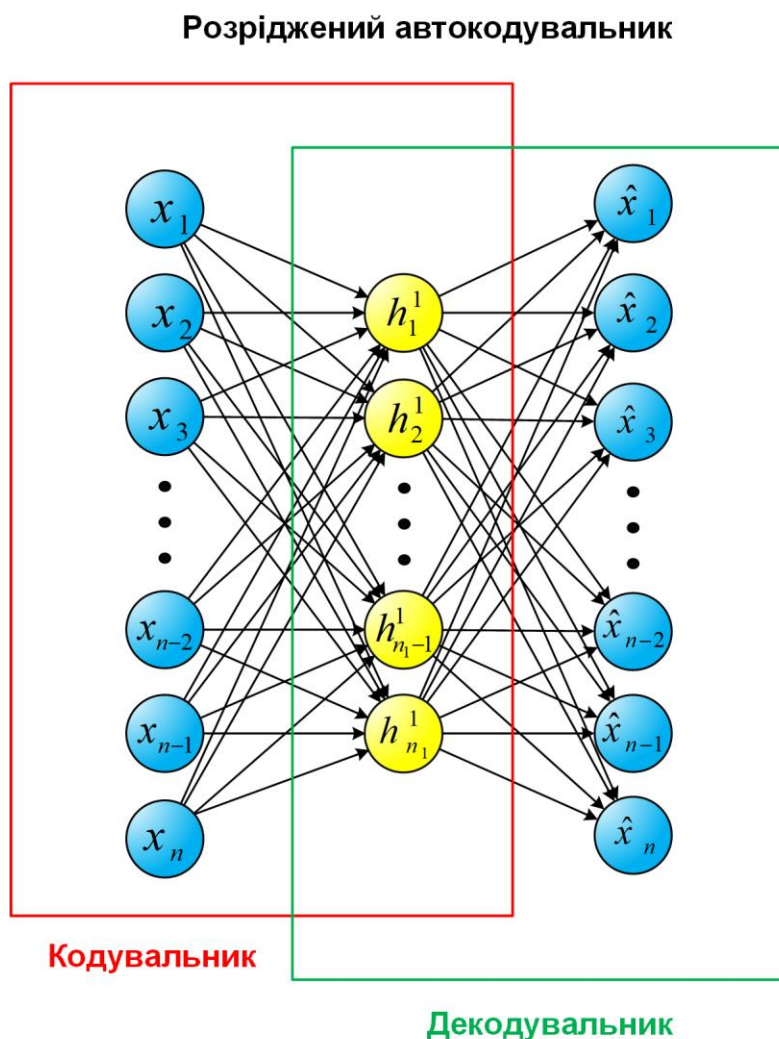


Рис. 3.1. Архітектура розрідженого автокодувальника для навчання без вчителя залежностей у вхідних даних

3.3 Донавчання нейронної мережі на основі навчальної вибірки

Розріджений автокодувальник під час навчання на немаркованих даних вивчає приховані залежності у вхідних багатовимірних зашумлених даних та переводить вхідні вектори, що склались з різної кількості спостережень, в єдиний гіперпростір. Після того як автокодувальник навчиться на немаркованих даних, в подальшому будемо використовувати лише частину

автокодувальника – кодувальник. Для конструювання архітектури фінальної нейронної мережі для задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних до навченого кодувальника додамо ще один шар прихованих нейронів з функцією активації ReLU (3.10). Останній шар має K виходів, де K – це кількість класів в навчальних даних. У вихідному шарі будемо використовувати softmax функцію, тому виходи з фінальної нейронної мережі можна розглядати як ймовірності того, що даний піксель належить до певного класу

$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}}, \quad (3.12)$$

де z – значення, отримані на останньому шарі нейронної мережі, j – номер виходу, σ – функція активації softmax на вихідному шарі мережі.

Архітектура повної нейронної мережі для задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних показана на рисунку 3.2. Наостанок, вагові коефіцієнти запропонованої нейронної мережі пропонуємо коригувати за допомогою донавчання мережі на доступних навчальних даних, що будуть подаватись на вхід класифікатора групами, розмірність яких складає 32 вектори. Після навчання повної нейронної мережі вона може бути використана для побудови карти класифікації багатовимірних зашумлених даних для того ж самого року, що й навчальні дані, а також може бути використана для побудови карти класифікації за інший рік без використання додаткових навчальних даних. Точність запропонованого методу обчислюватимемо на незалежних тестових наборах даних, які не використовувались під час навчання класифікатора.

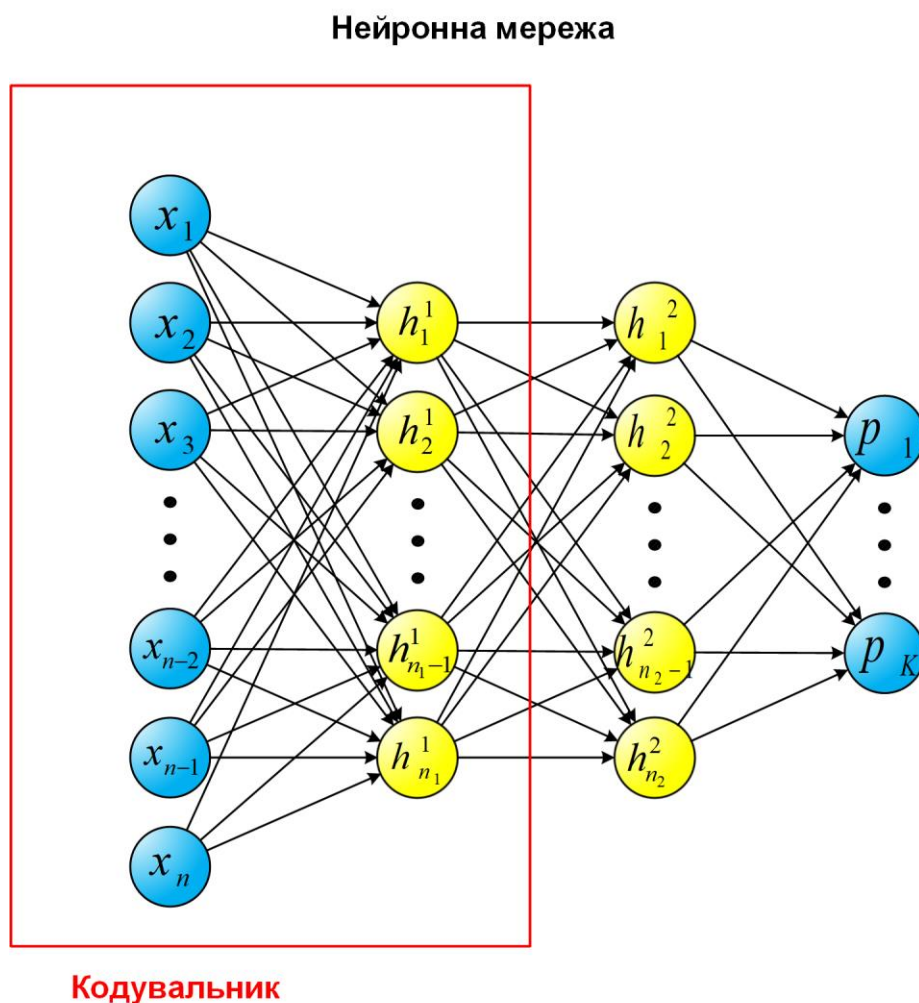


Рис. 3.2. Архітектура повної нейронної мережі для навчання з вчителем для задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних

3.4 Експериментальне дослідження розробленого методу попередньої обробки

3.4.1 Опис експерименту

Запропонована методологія протестована під час проведення двох різних експериментів для двох різних досліджуваних територій та наборів даних. Основна ідея першого експерименту (I) полягала в тому, щоб отримати карту класифікації земного покриву за 2017 рік на великій території, використовуючи знімки, які мають не однорідне покриття досліджуваної території та отримані за різні дати. Метою другого експерименту (II) було навчити нейронну мережу,

використовуючи навчальні дані лише за 2016 рік, та отримати карту класифікації за 2017 рік з використанням лише немаркованих даних за 2017 рік.

Для першого експерименту проводилось навчання розрідженого автокодувальника на всіх доступних немаркованих даних за 2017 рік. Після чого доналаштовувались ваги нейронної мережі з використанням навчальних даних за 2017 рік. Остаточна нейронна мережа використана для побудови карти класифікації для 2017 року.

Для другого експерименту проводилось навчання розрідженого автокодувальника на всіх доступних немаркованих даних за 2016 і 2017 роки. Після чого доналаштовувались ваги нейронної мережі з використанням навчальних даних лише за 2016 рік. Остаточна нейронна мережа використана для побудови карти класифікації для 2017 року на основі виключно немаркованих даних і без використання навчальних даних за 2017 рік.

Обидва експерименти проводились з використанням немаркованих супутникових даних високого розрізнення, отриманих з Sentinel-1A. Враховуючи той факт, що супутник при прольоті знімає Землю смугами (рис. 3.3), і в межах однієї смуги виконуються умови (2.1) та (2.2) для одного року, оскільки в кожному пікселі в межах однієї смуги зйомки будемо мати однакову кількість спостережень і за однакові дні, та не виконуються для різних років, то межі досліджуваних територій вибирались відповідно до маршруту зйомки супутника Sentinel-1A. В якості досліджуваної території для проведення першого експерименту була вибрана територія, яка є об'єднанням смуг зйомки з номерами 36 та 138, а в якості досліджуваної території для проведення другого експерименту – смуга Sentinel-1A з номером 36 (рис. 3.4). Площі досліджуваних територій складають 257 960 км² (49081 x 80222 пікселів) та 154 840 км² (35616 x 79382 пікселів) відповідно. Дані території знаходяться в центральній частині України, яка є територію з інтенсивним сільським господарством, що розташована в різних кліматичних зонах (гори, лісостеп та степ), а також має багато різних типів земельних покривів. Беручи до уваги розмір досліджуваних територій та варіативність земного покриву в їх межах,

можна вважати дані експерименти цілком показовими для оцінки ефективності запропонованої методології для класифікації типів земного покриття для великої території.

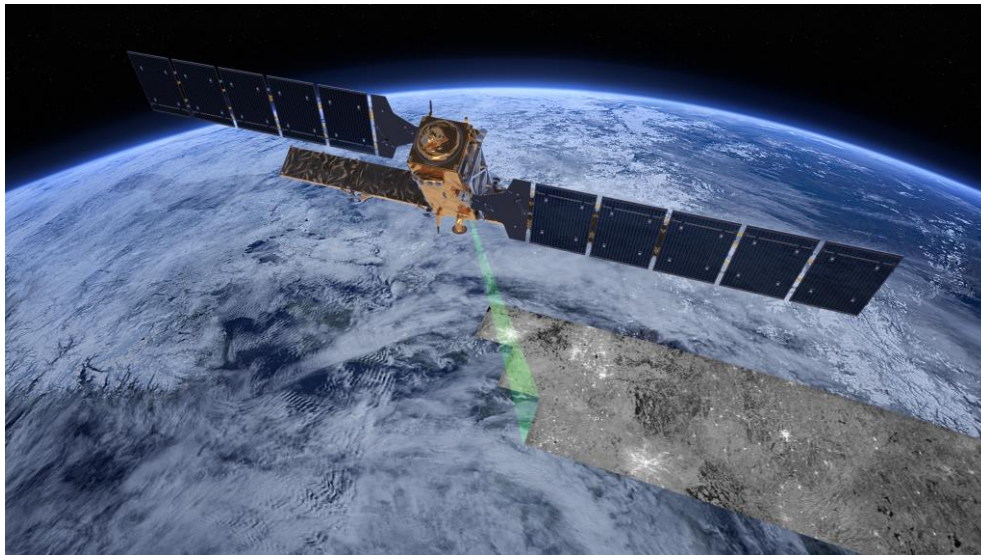


Рис. 3.3. Приклад прольоту супутника Sentinel-1, під час якого він знімає Землю смугами [ESA/ATG medialab]

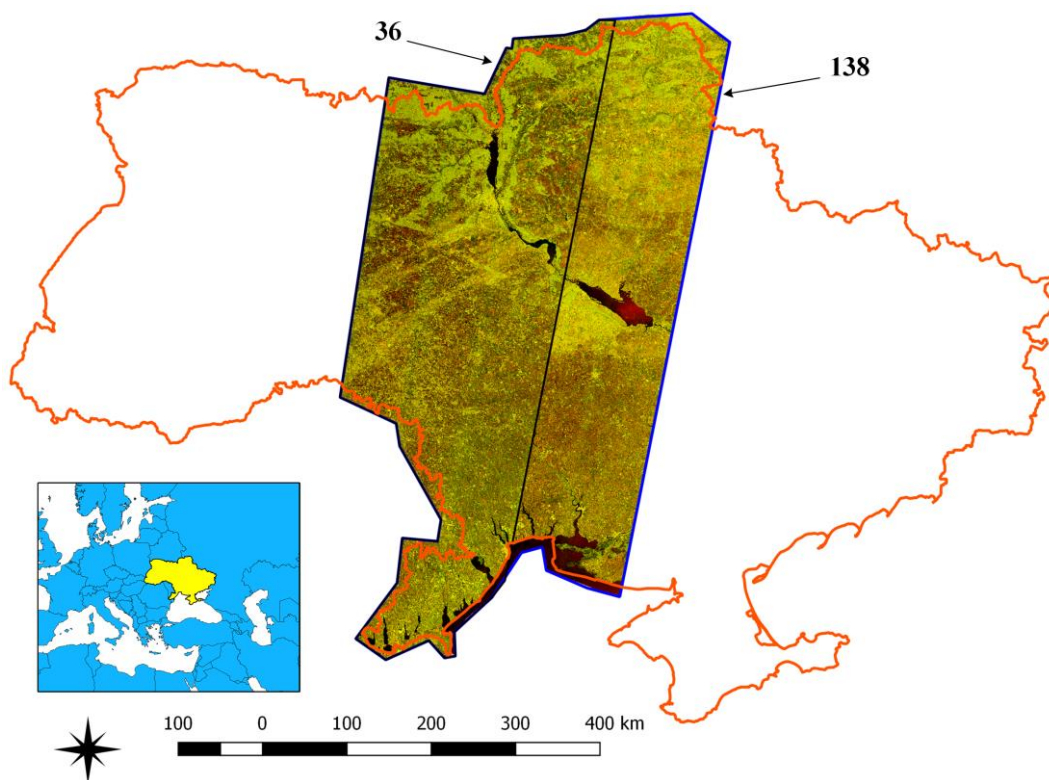


Рис. 3.4. Досліджувана територія та покриття знімками Sentinel-1A, що отримані 06.06.2017 для 36-ї смуги та 13.06.2017 для 138-ї смуги

В даних експериментах були використані всі доступні радарні зображення Sentinel-1 з двома поляризаціями (VV і VH) для досліджуваних територій. Дати використаних знімків за 2016 та 2017 роки показані на рисунку 3.5. Зважаючи на те, що на радарних знімках присутній шум, то всі зображення були попередньо оброблені фільтром Refined Lee з вікном 3x3 [35]. Відфільтровані зображення були відкалібровані за допомогою процедури корекції геометрії з використанням цифрової моделі рельєфу SREM 3Sec (DEM). Останнім кроком в попередній обробці радарних даних є перетворення отриманих значень на знімку в коефіцієнт зворотного розсіювання, що вимірюється в децибелах.

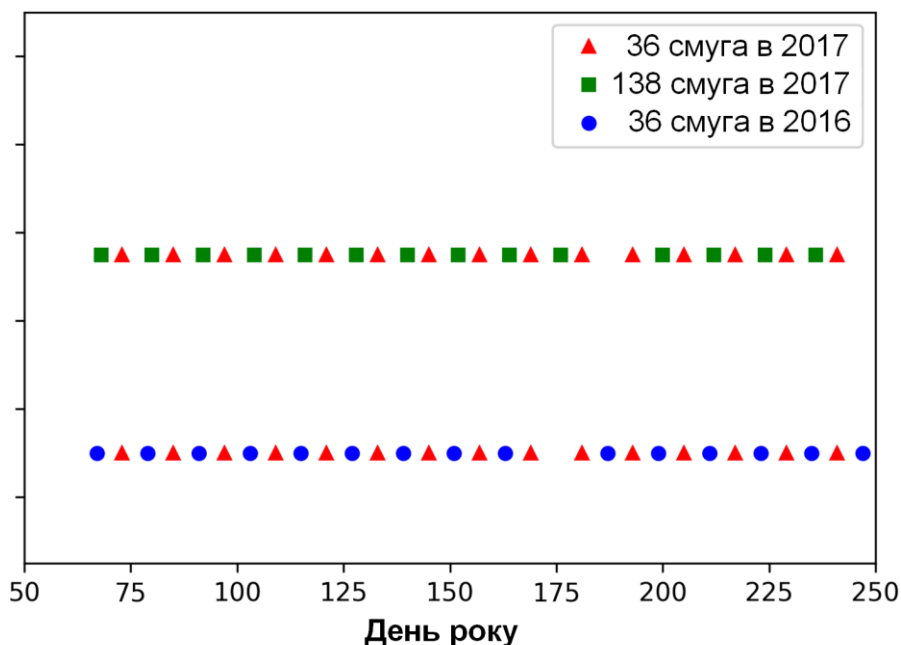


Рис. 3.5. Дати використаних знімків з супутника Sentinel-1 для 36-ї та 138-ї смуг у 2016 та 2017 роках

Для навчання та тестування моделі були використані розмічені дані за 2016-2017 роки у форматі геопросторових векторних даних (полігонів), які містили інформацію про типи сільськогосподарських культур та інші класи земного покриття. Розподіл розмічених зразків у вибірках наводиться в таблиці 3.1. Розмічені дані розділені на дві однакові по величині групи – навчальні дані та тестові дані.

Таблиця 3.1 –

Розподіл розмічених зразків у вибірках

№	Клас	2016		2017	
		Кількість полігонів	Площа	Кількість полігонів	Площа
1	Штучні об'єкти	95	0.26	64	0.14
2	Озима пшениця	1032	20.73	815	13.39
3	Озимий ріпак	76	1.99	129	3.07
4	Кукурудза	652	14.22	554	8.63
5	Цукровий буряк	37	1.1	36	1.42
6	Соняшник	1238	19.43	813	11.37
7	Соя	293	4.28	315	4.06
8	Ліси	266	2.93	309	2.23
9	Необроблювані землі	408	2.01	328	0.77
10	Відкритий ґрунт	48	0.13	43	0.08
11	Водні об'єкти	103	2.92	111	1.58
12	Болото	39	0.17	52	0.17
13	Озимий ячмінь	234	3.34	35	0.34
14	Горох	20	0.5	45	0.82
	Разом	4541	74.01	3649	48.07

3.4.2 Аналіз результатів

Валідація карт класифікацій, отриманих в експериментах I та II, проводилась з використанням незалежної тестової вибірки за 2017 рік (табл. 3.2). Результати експерименту I показали, що отримана карта класифікації сільськогосподарських культур для великої території має загальну точність 91,0%. Головною особливістю запропонованого методу є надійне відділення різних типів сільськогосподарських культур. В таблиці 3.2 показано, що для всіх культур, за винятком сої та озимого ячменю, отримано високі точності виробника та користувача (низькі похибки I та II роду). Основні проблеми якісної ідентифікації сої полягають у тому, що вона має схожі спектральні характеристики з кукурудзою протягом вегетаційного сезону. Теж саме

стосується озимого ячменю та озимої пшениці. Враховуючи те, що навчальна вибірка містила мало зразків озимого ячменю і багато зразків озимої пшениці, всі поля з озимим ячменем класифікувались як поля озимої пшениці. Для несільськогосподарських класів, таких як ліс та водні об'єкти, отримано дуже високі точності (точність користувача та виробника вище 90%), проте розділення водно-болотних угідь та пасовищ було складним завданням. Також отримано високу точність користувача для класу відкритий ґрунт та для класу штучні об'єкти. Результати, отримані в рамках експерименту II, досить схожі на результати отримані в рамках експерименту I. Тим не менше, не зважаючи на те, що точність користувача для гороху залишилась приблизно такою ж, точність виробника суттєво зменшилась в порівнянні з експериментом I. Це свідчить про суттєву відмінність спектральних кривих гороху в 2016 та в 2017 вегетаційних роках, що могло бути зумовлено глобальними кліматичними змінами та, зокрема, метеорологічними умовами конкретних років. Отримані карти класифікації для обох експериментів наведені на рисунках 3.6 та 3.7.

Таблиця 3.2 –

Порівняння точностей карт класифікацій, отриманих в експериментах I та II на основі тестових даних 2017 року (РА — точність «виробника»; UA — точність «користувача»)

№	Клас	I		II	
		РА, %	UA, %	РА, %	UA, %
1	Штучні об'єкти	93.2	29.1	91.3	22
2	Озима пшениця	92.7	98.5	90.9	97.6
3	Озимий ріпак	97.8	97.8	91.7	95.8
4	Кукурудза	83.4	96.1	84.7	97.3
5	Цукровий буряк	99.9	89.7	97.7	72.9
6	Соняшник	93.4	96.9	89.5	92.1
7	Соя	82.6	46.9	70.5	54.3
8	Ліси	97.4	99.1	96.8	99.1
9	Необроблювані землі	58.1	46.5	50.2	25.3

10	Відкритий ґрунт	100	18.2	64.1	34.7
11	Водні об'єкти	96.2	99.6	90.3	97.4
12	Болото	66.5	23.5	29	3
13	Озимий ячмінь	0	0	10.1	18.4
14	Горох	99.1	95.6	100	13.9
	Загальна точність, %	91.0		85.9	
	Індекс Каппа	0.89		0.83	

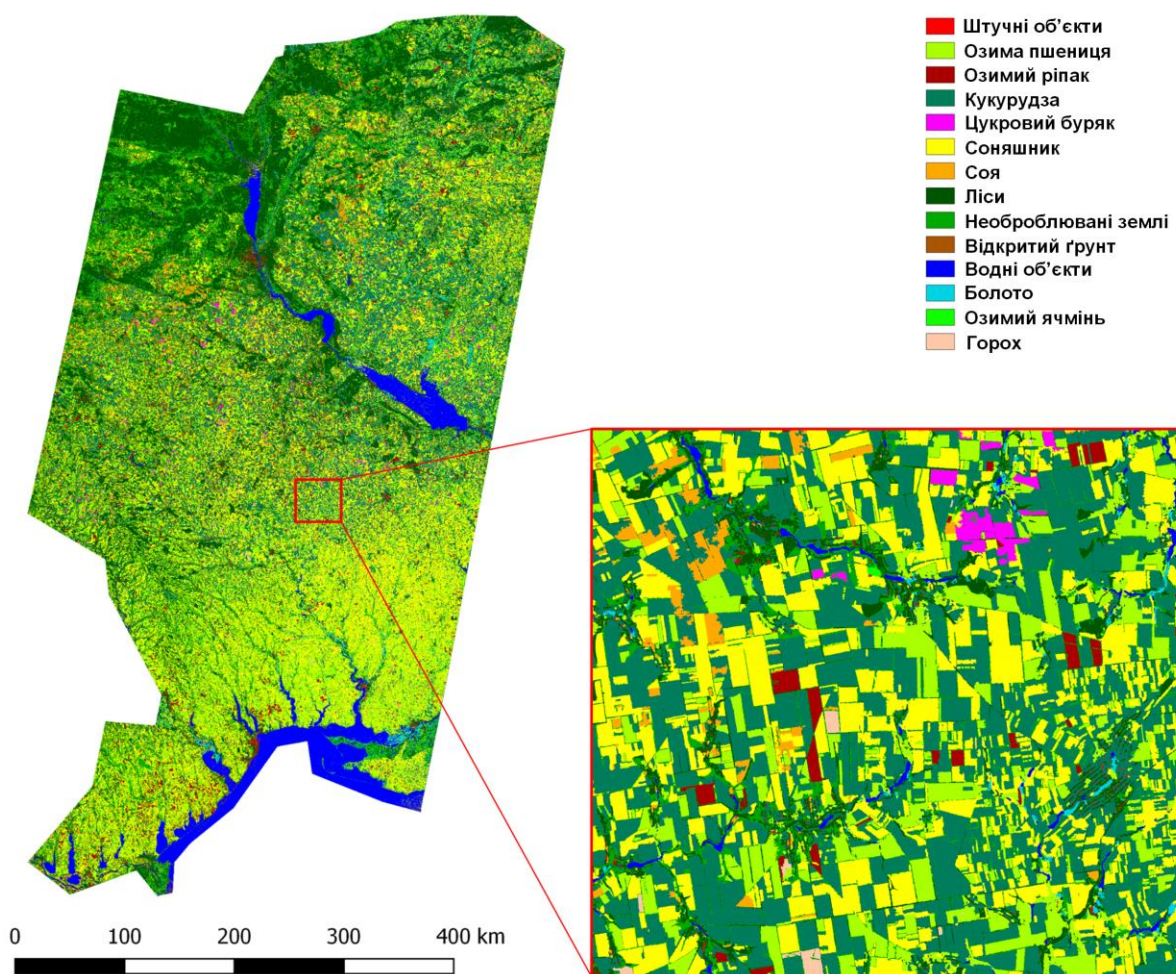


Рис. 3.6. Приклад карти класифікації, отриманої в експерименті I

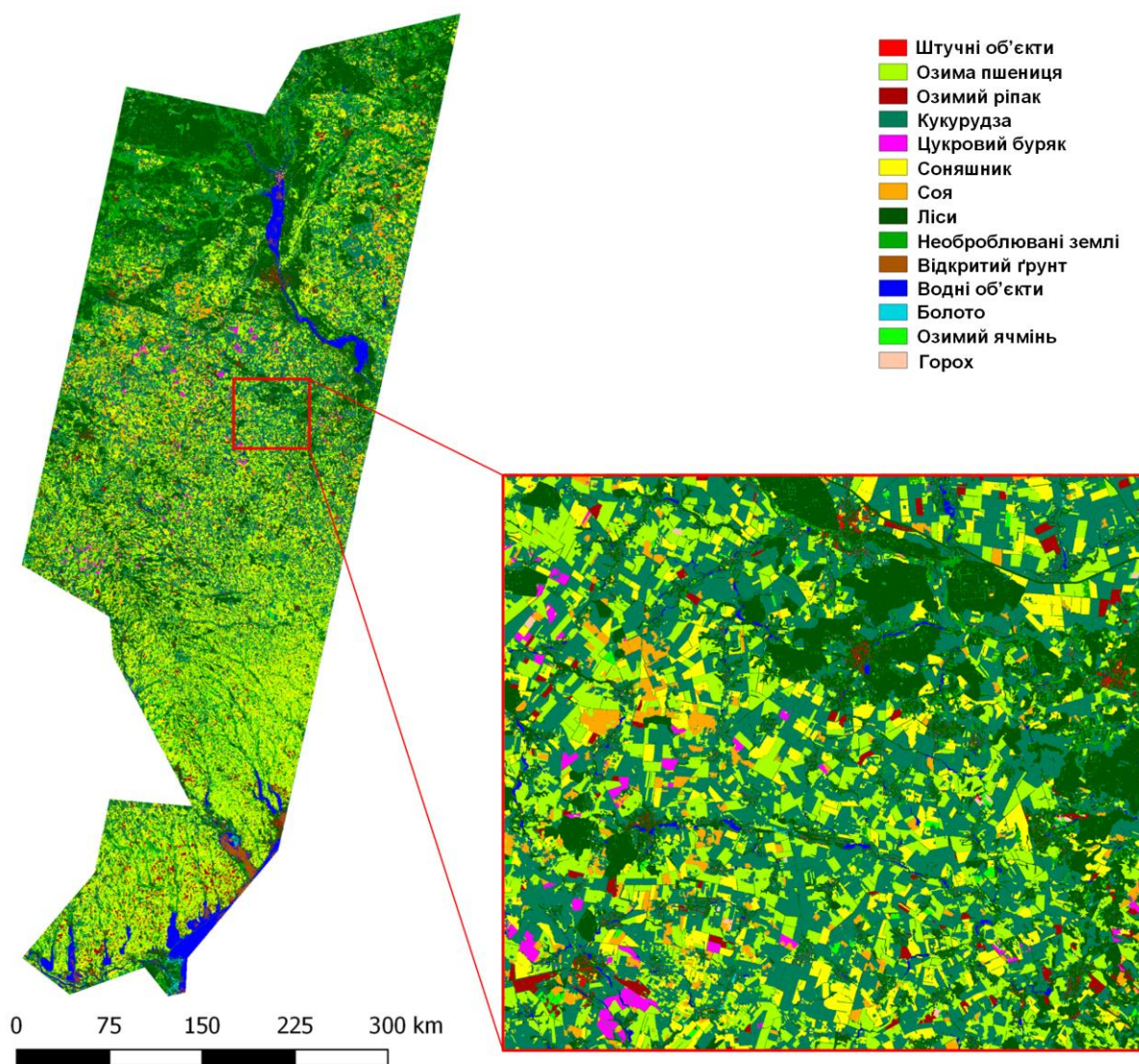


Рис. 3.7. Приклад карти класифікації, отриманої в експерименті II

3.5 Висновки до розділу

В даному розділі розроблено математичний метод уніфікації подання вхідних багатовимірних геопросторових зашумлених даних. Запропонований метод дозволив замість виділення ознак експертом з багатовимірних геопросторових зашумлених даних великого об'єму, що нерівномірно покривають досліджувану територію, використовувати інформацію з усіх наявних спостережень, не зменшуючи її інформативності.

В розділі, на відміну від традиційного розв'язання задачі класифікації за допомогою використання методів машинного навчання з вчителем,

запропоновано ієрархічний підхід до класифікації багатовимірних зашумлених даних, що базується спершу на автоматичному виділенні ознак з величезної кількості немаркованих багатовимірних зашумлених даних на основі навчання без вчителя за допомогою розрідженого автокодувальника, а потім донавчання повної нейронної мережі з використанням маркованих даних за допомогою методів навчання з вчителем.

Застосування розрідженого автокодувальника дозволило побудувати карту класифікації для великої території з нерівномірним покриттям даними для 2017 року з загальною точністю 91%. Та вперше дозволило отримати карту класифікації за 2017 рік з загальною точністю 85.9% без використання навчальних даних за 2017 рік, а маючи навчальні дані лише за 2016 рік.

Основні результати даного розділу опубліковані в роботах [30, 32]. В наступному розділі розв'язується задача адаптації методів глибинного навчання для задачі класифікації багатовимірних геопросторових зашумлених даних великого об'єму.

РОЗДІЛ 4

СТРУКТУРНА І ПАРАМЕТРИЧНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ КЛАСИФІКАЦІЇ

4.1. Ансамбль нейронних мереж прямого поширення

Для розв'язання задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних пропонуємо використовувати ансамблевий підхід на основі нейронних мереж прямого поширення. Багатошаровий персептрон добре себе зарекомендував в усіх областях серед класифікаторів неглибокої архітектури [103]. Ансамблевий підхід дозволяє підвищити точність порівняно з одним окремо взятим класифікатором [166]. Спираючись на теорему про універсальну апроксимацію [79], в якості елементів ансамблю будемо використовувати класифікатори з одним прихованим шаром (рис. 4.1). Проте кількість нейронів в прихованому шарі для кожного класифікатора з ансамблю різна. Навчання кожного класифікатора здійснюється окремо. Після навчання результатом класифікації ансамблю будемо вважати клас з максимальною усередненою апостеріорною ймовірністю

$$p_i^e = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L p_i^l, \quad (4.1)$$

$$k^* = \arg \max_{i=1, K} p_i^e, \quad (4.2)$$

де p_i^e — апостеріорна ймовірність належності класу для ансамблю нейронних мереж, p_i^l — апостеріорна ймовірність належності класу для кожної нейронної мережі, L — кількість нейронних мереж в ансамблі, K — кількість класів в навчальних даних.

В якості функції втрат для багатошарових персептронів використаємо функцію крос-ентропії E , в якості функції активації прихованих нейронів — функцію гіперболічного тангенса, а логістичну функцію активації — у вихідному шарі

$$E(w) = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K t_{nk} \ln(y_{nk}) + \frac{\alpha}{2N} \|w\|_2^2, \quad (4.3)$$

де w – вагові коефіцієнти, N – кількість зразків у навчальній вибірці, K – кількість класів у навчальній вибірці, y – вихід з нейронної мережі, t – еталонний клас, α – коефіцієнт регуляризації.

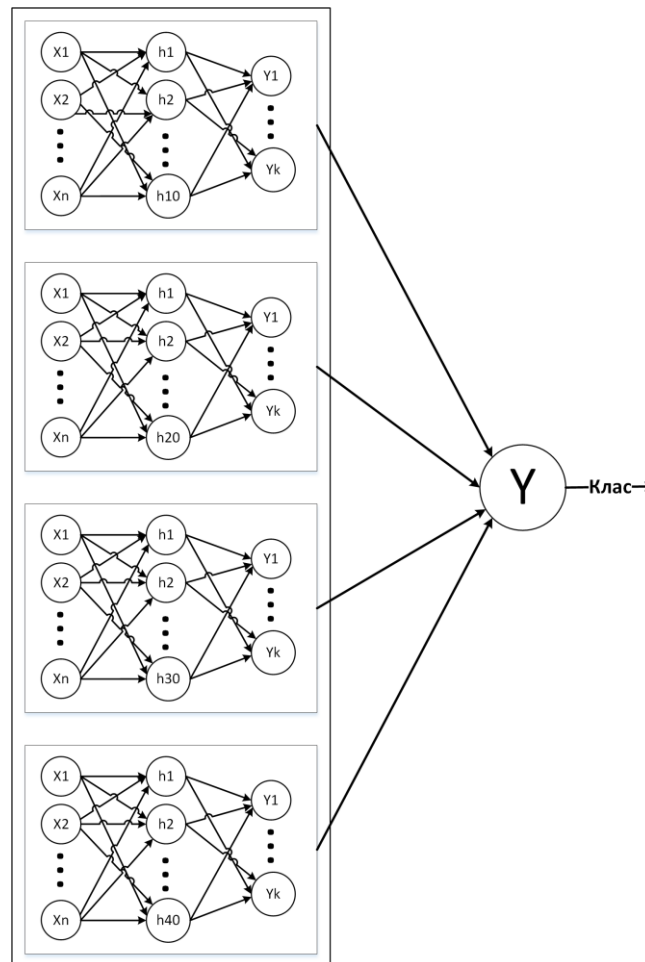


Рис. 4.1 Архітектура ансамблю нейронних мереж прямого поширення

4.2. Ансамбль згорткових нейронних мереж

Враховуючи надзвичайну ефективність математичних методів глибокого навчання при розв'язанні надскладних задач прикладної математики, для отримання найбільш точних карт класифікацій земного покриття має сенс побудувати ансамбль згорткових нейронних мереж. При цьому за основу можна взяти архітектуру, як і для неглибоких мереж, прямого

поширення на основі усереднення вихідних апостеріорних імовірностей.

Розглянемо одновимірну (1-d CNN) та двовимірну (2-d CNN) архітектуру згорткових нейронних мереж (Рис. 4.2). Традиційна двовимірна згорткова мережа в інших областях перевершила інші попиксельні методи машинного навчання за рахунок врахування текстури, що оточує досліджуваний піксель [73]. Проте така мережа в задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних не лише видаляє шум з карти класифікації, а й неправильно класифікує невеликі об'єкти. Тому можна розглянути одновимірну згорткову мережу, що враховує лише спектральні характеристики досліджуваного пікселя [162]. Кожна зі згорткових мереж складається з двох згорткових шарів, за кожним з яких слідує шар, на якому здійснюється процедура максимізації підвибірки, та двох повнозв'язних шарів наприкінці. Нейрони, що містяться у повнозв'язному шарі, з'єднані з усіма нейронами попереднього шару, як у звичайних нейронних мережах прямого поширення.

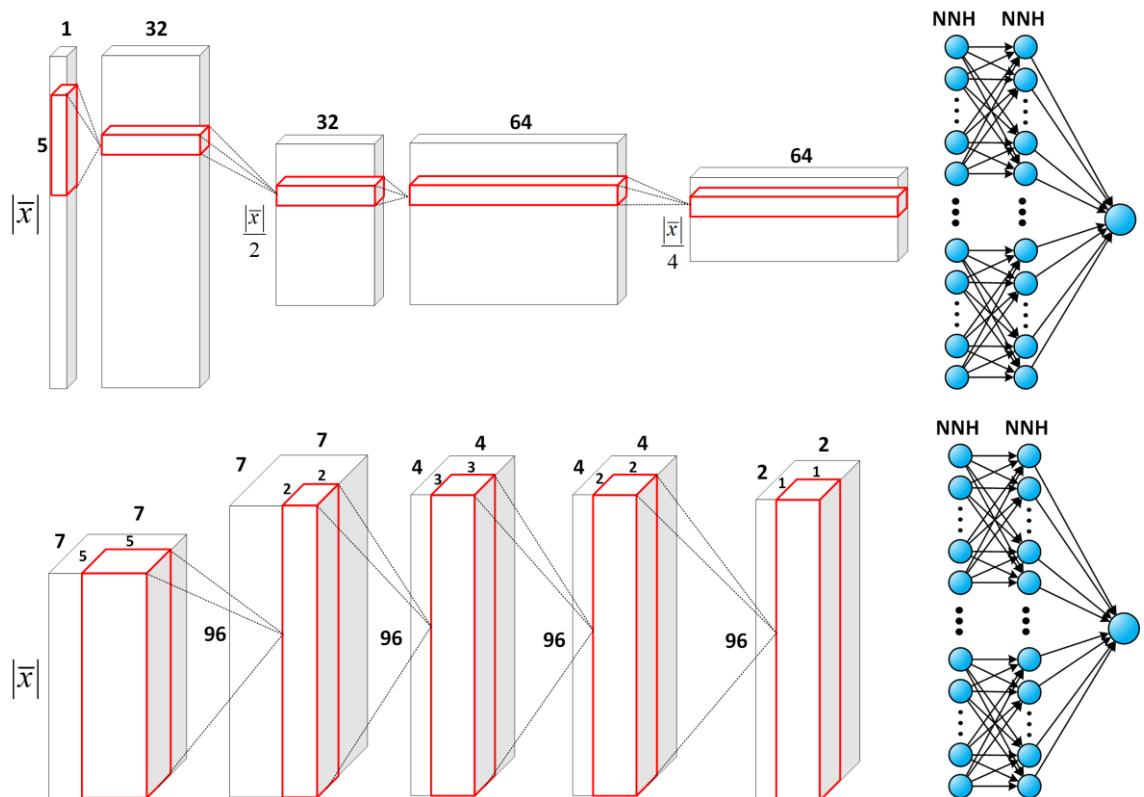


Рис. 4.2 Архітектура згорткових нейронних мереж. Зверху розташована одновимірна згорткова мережа, знизу – двовимірна згорткова мережа

При використанні вхідних даних з високою розмірністю недоцільно з'єднувати нейрони в прихованому шарі з усіма нейронами попереднього прихованого шару, оскільки така архітектура мережі не враховує просторові властивості даних [73]. Згорткові нейронні мережі базуються на локальній просторовій кореляції вхідних даних за допомогою локального з'єднання між нейронами сусідніх шарів: кожен нейрон з'єднується лише з невеликою ділянкою вхідного масиву [65]. Розмір цієї ділянки називається рецептивним полем нейрону і задається параметром.

Згортковий шар є основним блоком згорткової мережі. Параметри згорткового шару складаються з набору фільтрів (ядер), які мають невелике рецептивне поле по ширині та довжині, але в глибину розмір рецептивного поля співпадає з глибиною вхідного багатовимірного масиву. Якщо x^l – карта ознак в шарі під номером l , то результатом двовимірної згортки з ядром розміром $2d+1$ та матрицею вагів W розміром $(2d+1) \times (2d+1)$ на наступному шарі буде

$$y_{i,j}^l = \sum_{-d \leq a, b \leq d} W_{a,b} x_{i+a, j+b}^l, \quad (4.4)$$

або для зручності можна згортку позначати наступним чином

$$y^l = X * W, \quad (4.5)$$

Однією з головних переваг згорткових мереж є використання спільної ваги у згорткових шарах: для кожного пікселя певного шару використовується один і той же фільтр (weights bank). Основна ідея полягає в тому, що мережа, яка навчилася ідентифікувати об'єкт в одній частині вхідних навчальних даних, з легкістю зможе знайти такий же об'єкт в іншій частині вхідних тестових даних, навіть якщо він ніколи не був там розташований в навчальних даних. Це допомагає зменшити обсяг необхідної пам'яті для збереження вагових коефіцієнтів мережі та підвищує продуктивність мережі за рахунок інваріантності до зсуву у вхідних даних. Під час прямого проходження кожен фільтр в згортковому шарі здійснює згортку по ширині та висоті вхідного масиву даних, обчислюючи скалярний добуток вхідних даних та фільтру,

формує двовимірну карту активації цього фільтру. Об'єднання всіх активаційних карт, які отримані за допомогою застосування набору всіх фільтрів уздовж глибини вхідного багатовимірного масиву, формує вихідний масив згорткового шару. До виходу y^l , що отримується після кожного згорткового шару, застосовується нелінійна функція активації f , як і для звичайного багат шарового персептрону

$$z_{i,j}^l = f(y_{i,j}^l). \quad (4.6)$$

Підвибірковий шар є різновидом нелінійного зниження потужності множини дискретних значень шляхом об'єднання семантично подібних ознак в одну. Існує декілька нелінійних функцій для реалізації підвибірки, серед яких найпоширенішою є підвибірка максимізації (maxpooling), тому її і будемо використовувати в запропонованих мережах [73]. Вона розділяє вхідне зображення на множину квадратів, які не перетинаються, і для кожного з них залишає максимальне значення

$$x_{i,j}^{l+1} = \max_{-d \leq a \leq d, -d \leq b \leq d} z_{i+a, j+b}^l. \quad (4.7)$$

Ідея полягає в тому, що точне положення знайденої ознаки не так важливе, як її грубе положення відносно інших ознак. Підвибірковий шар забезпечує інваріантність відносно зсуву та спотворення об'єкту на вхідному зображенні.

В якості функції активації у всіх прихованих шарах пропонується використовувати найбільш ефективну та швидку функцію ReLU (3.10), а на вихідному шарі використовується softmax функція (3.12), що дозволяє отримати не лише номер класу на виході, а й апостеріорну ймовірність. В обох запропонованих архітектурах ансамбль складається з п'яти згорткових мереж, які відрізняються між собою лише кількістю прихованих нейронів в повнозв'язних шарах (NNH).

Навчання згорткових мереж відбувається так само як і багат шарового персептрону за допомогою методу зворотнього поширення похибки. Відмінності полягаються в тому, що через шар підвибірки похибка проходить

без змін, так як він не навчає ніякі параметри, проте шар підвибірки робить обчислення градієнтів розрідженими, адже з усіх елементів вікна $z_{i,j}^l$ часткова похідна $\frac{\partial E}{\partial x_{i,j}^{l+1}}$ відноситься лише до одного елемента, максимального, а інші отримують нульвий градієнт. Через інші шари згорткової нейронної мережі градієнти обчислюються наступним чином

$$\frac{\partial E}{\partial y_{i,j}^l} = \frac{\partial E}{\partial z_{i,j}^l} \frac{\partial z_{i,j}^l}{\partial y_{i,j}^l} = \frac{\partial E}{\partial z_{i,j}^l} f'(y_{i,j}^l), \quad (4.8)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{a,b}^l} = \sum_i \sum_j \frac{\partial E}{\partial y_{i,j}^l} \frac{\partial y_{i,j}^l}{\partial w_{a,b}^l} = \sum_i \sum_j \frac{\partial E}{\partial z_{i+a,j+b}^{l-1}}, \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial E}{\partial x_{i,j}^l} = \sum_i \sum_j \frac{\partial E}{\partial y_{i-a,j-b}^l} \frac{\partial y_{i-a,j-b}^l}{\partial x_{i,j}^l} = \sum_i \sum_j \frac{\partial E}{\partial y_{i-a,j-b}^l} w_{a,b}, \quad (4.10)$$

Для навчання згорткових мереж використовується метод Adam, що являє собою об'єднання методів AdaGrad та RMSProp і має значно вищу швидкість збіжності, порівнюючи з іншими оптимізаційними методами [77]. Для пришвидшення навчання нейронних мереж будемо використовувати технологію подачі не всіх навчальних даних одразу, а невеликих груп по 32 зразки. Щоб отримати більш точний мінімум функції крос-ентропії, пропонуємо використовувати технологію експоненційного зменшення коефіцієнту темпу навчання (learning rate exponential decay) [166]

$$lr = lr_o \cdot e^{-kt}, \quad (4.11)$$

де lr_o – початковий коефіцієнт темпу навчання, t – номер ітерації навчання мережі, k – коефіцієнт, що контролює швидкість зменшення коефіцієнту темпу навчання. Для забезпечення нейронним мережам більшої узагальнюючої здібності та щоб запобігти перенавчанню, використовувалась L_2 регуляризація Тихонова (3.7) разом з технологією виключення (dropout) [167]. Головна ідея технології виключення – довільним чином видалення окремих нейронів в повнозв'язному шарі. Тому на кожній епосі навчання мережі кожен нейрон може залишитись з ймовірністю p або бути видаленим з шару з ймовірністю $1-p$. Всі вхідні та вихідні з'єднання з видаленим нейроном теж видаляються,

що дозволяє моделі менше покладатися на певні свої нейрони і особливості в навчальних даних, і, як наслідок, це дозволяє збільшити робастність запропонованої моделі.

4.3. Експериментальне дослідження реалізованих в Google Earth Engine класифікаторів

Метою даного експериментального дослідження є порівняння сучасних піксельних методів класифікації, що реалізовані в хмарній платформі Google Earth Engine, та ансамблю багат шарових перцептронів для задачі класифікації часового ряду багатовимірних зашумлених даних.

4.3.1 Опис експерименту

Даний експеримент проводився для території Київської області з використанням супутникових даних та розмічених зразків для 2013 року. Усього у вибірці містилося 386 полігонів загальною площею 22,7 тис. га у геопросторовому векторному форматі, в яких записано клас, до якого типу земного покриву належить даний полігон. Розподіл розмічених зразків у вибірці наводиться в таблиці 4.1. Всі доступні полігони були випадковим чином розділені на навчальну вибірку (50%) для навчання класифікатора та тестову вибірку (50%) для проведення незалежної оцінки точності отриманого класифікатора. Щоб не було схожості між навчальною та тестовою вибірками, загальна вибірка була розділена таким чином, що пікселі з одного полігону не могли потрапити до навчальної та тестової вибірки одночасно (рис. 4.3).

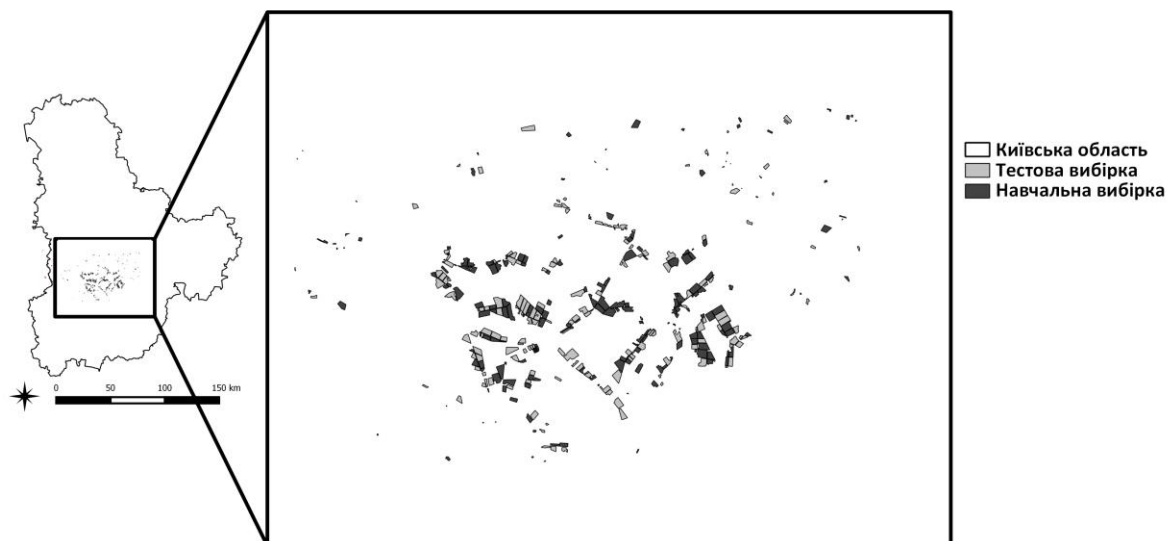


Рис. 4.3 Розташування розмічених полігонів у навчальній та тестовій вибірках для 2013 року

Таблиця 4.1 –

Розподіл розмічених зразків у вибірках

№	Клас	Полігон		Площа	
		Кількість	%	Гектари	%
1	Штучні об'єкти	6	1.6	23.0	0.1
2	Озима пшениця	51	13.2	3960.8	17.4
3	Озимий ріпак	12	3.1	937.3	4.1
4	Ярі культури	9	2.3	455.9	2.0
5	Кукурудза	87	22.5	7253.3	31.9
6	Цукровий буряк	8	2.1	632.5	2.8
7	Соняшник	30	7.8	2549.0	11.2
8	Соя	60	15.5	3252.3	14.3
9	Інші культури	32	8.3	1364.0	6.0
10	Ліси	17	4.4	1014.3	4.5
11	Необроблювані землі	48	12.4	747.5	3.3
12	Відкритий ґрунт	10	2.6	67.2	0.3
13	Водні об'єкти	16	4.1	448.3	2.0
	Разом	386	100	22705.3	100

В якості геопросторових даних в даному експерименті був використаний часовий ряд оптичних знімків з супутника Landsat-8. Кожне зображення складалось з шести спектральних каналів з просторовим розрізненням 30 метрів. Інші спектральні канали не використовувались через сильний вплив атмосфери на їхні значення.

Основними проблемами, пов'язаними з оптичними супутниковими даними, які необхідно було вирішити перед поданням даних на класифікацію, є неоднакова кількість спостережень для досліджуваної території та відсутність даних через хмари та тіні від них. На сьогоднішній день не існує стандартного підходу до вирішення цих проблем. Тому в даному експерименті використовувалась технологія побудови композитів, що є наявною в хмарній платформі Google Earth Engine. Традиційно в Google Earth Engine використовуються восьми- та тридцятидводенні композити з супутникових даних Landsat-8. В даному дослідженні використано восьмиденні композити для кращої можливості виділення ознак різних культур протягом вегетаційного періоду. Для побудови таких композитів розглядались всі знімки за кожний восьмиденний період, починаючи з першого дня року і продовжуючи до 360-го дня року, за період, починаючи з 361 дня, розглядались також знімки за перші 3 дні наступного року. З усіх наявних знімків за кожен восьмиденний період часу до композиту вибирався незахмарений піксель з найновішого знімку.

4.3.2 Аналіз результатів

В таблиці 4.2 наведено отримані точності для запропонованого методу на основі ансамблю багатошарових перцептронів та класифікаторів, які реалізовані в Google Earth Engine платформі: Classification and regression tree (CART) [64], логістична регресія (GMO Max Entropy) [64], random forest [83], MultiClassPerceptron [78], Intersection Kernel Passive Aggressive Method for Information Retrieval (IKPamir) [168], Winnow [169], FastNaiveBayes [78], Primal Estimated sub-GrAdient SOLver for SVM (Pegasos) [170], VotingSvm [64] та

MarginSvm [64]. Очікувано, що трьома найкращими класифікаторами, які доступні в хмарній платформі Google Earth Engine, виявились CART з точністю 75%, GMO Max Entropy з точністю 72% та класифікатор random forest з точністю 68%. На жаль, різні варіації методу опорних векторів, які доступні в Google Earth Engine платформі, не дозволили отримати карти класифікації через перевищення дозволеного ліміту ресурсів, що надаються користувачам. Водночас, запропонований метод на основі ансамблю багат шарових перцептронів дозволив отримати значно вищу точність карти класифікації – 85%. Для таких сільськогосподарських класів, як озима пшениця, озимий ріпак, кукурудза та цукровий буряк, точність виробника та точність користувача перевищили 85%, лише для соняшнику, сої та весняних культур точності були нижче 85% (табл. 4.3). Метод на основі нейронних мереж перевершив всі доступні методи в Google Earth Engine більше, ніж на 10%, проте варто зазначити, що всі реалізовані в хмарній платформі методи використовувались зі значеннями параметрів, які надаються по замовчуванню. Фінальна карта класифікації, отримана на основі часового ряду супутникових знімків Landsat-8 з використанням запропонованого методу, приведена на рисунку 4.4.

Таблиця 4.2 –

Загальна точність класифікації для різних класифікаторів

Класифікатор	Загальна точність, %
Ансамбль багат шарових перцептронів	85
CART	75
GMO Max Entropy	72
random forest	68
MultiClassPerceptron	60
IKPamir	57
Winnnow	49
FastNaiveBayes	32

Pegasos	-
VotingSvm	-
MarginSvm	-

Таблиця 4.3 –

Порівняння точностей карт класифікацій, отриманих за допомогою ансамблю багат шарових перцептронів та CART (РА — точність «виробника»; UA — точність «користувача»)

		Ансамбль багат шарових перцептронів		CART	
		РА, %	UA, %	РА, %	UA, %
1	Штучні об'єкти	64.8	94.9	87.1	33.2
2	Озима пшениця	91.3	95.0	87.8	91.3
3	Озимий ріпак	97.7	92.9	88.1	92.8
4	Ярі культури	39.2	45.2	10.4	6.5
5	Кукурудза	85.9	89.7	75.3	92.7
6	Цукровий буряк	91.1	95.3	56.1	48.4
7	Соняшник	87.5	83.9	75.0	75.9
8	Соя	77.0	68.0	74.0	50.8
9	Інші культури	82.4	69.5	74.1	53.6
10	Ліси	82.7	97.3	93.8	89.8
11	Необроблювані землі	72.8	93.1	60.1	77.2
12	Відкритий ґрунт	98.5	85.2	90.1	83.9
13	Водні об'єкти	98.1	99.8	98.5	99.6

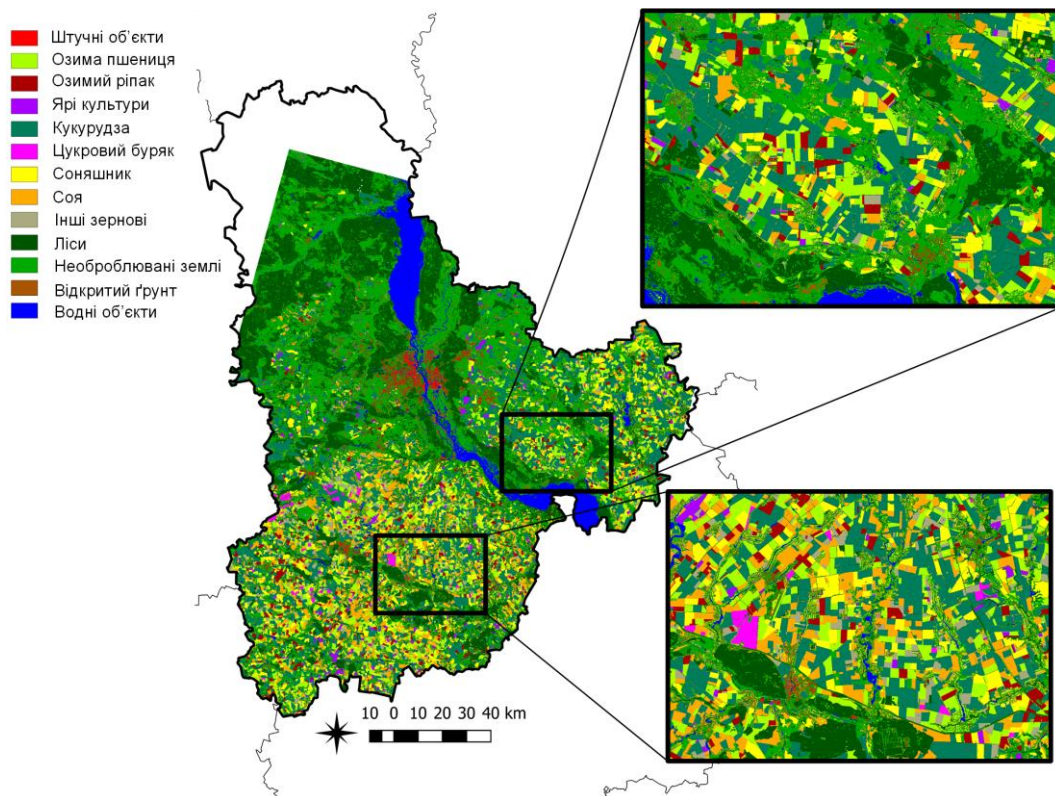


Рис. 4.4 Остаточна карта класифікації, отримана з використанням ансамблю багат шарових перцептронів

4.4. Експериментальне дослідження класифікаторів для побудови маски сільськогосподарських земель

З огляду на широкий вибір підходів та методів, що можуть бути використані для класифікації, виникає питання вибору того з них, який дозволяв би отримувати найкращий результат за деяким критерієм. Саме тому в рамках міжнародного проекту SIGMA було проведено порівняльний аналіз ефективності використання запропонованого методу на основі ансамблю нейронних мереж та інших методів для розв'язання однієї і тієї ж задачі побудови маски сільськогосподарських земель на основі часового ряду супутникових даних середнього розрізнення [11]. В даному експерименті розглядались методи, що були надані науковими установами з різних країн, тому для зручності посилання на конкретний метод в подальшому будемо використовувати аббревіатури, виділені напівжирним шрифтом:

1. Ансамблева класифікація часових рядів інституту **INTA** (National Agricultural Technology Institute) з Аргентини.
2. Запропонований ансамбль нейронних мереж Інституту космічних досліджень НАН України та ДКА України (**SRI** — Space Research Institute).
3. Класифікація на основі дерев прийняття рішень інституту **RADI** (Institute of Remote Sensing and Digital Earth) з Китаю.
4. Метод картографування оброблюваних земель для великих територій Інституту космічних досліджень РАН, Росія (**IKI**).
5. Метод класифікації на основі методу опорних векторів університету **UCL** (Université catholique de Louvain), Нідерланди.

4.4.1 Опис експерименту

Для отримання стійкого результату даний експеримент проводився на п'яти різних досліджуваних територіях з середніми та великими розмірами полів, які мають велику різноманітність культур, різний посівний календар та різну методологію вирощування культур (рис. 4.5 та 4.6) [11]. Дві з них розташовані в Південній Америці (Бразилія та Аргентина), а решта знаходиться в Азії та Європі (Китай, Росія, Україна).

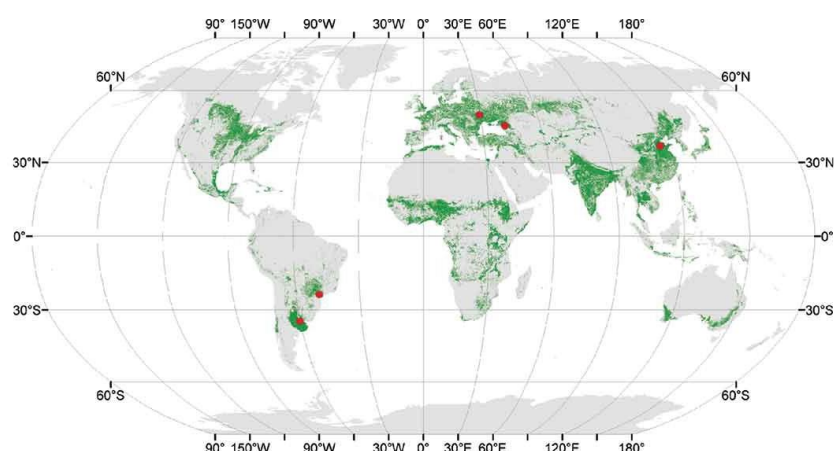


Рис. 4.5 Розташування п'яти досліджуваних територій для даного експерименту (Бразилія, Аргентина, Китай, Росія та Україна)

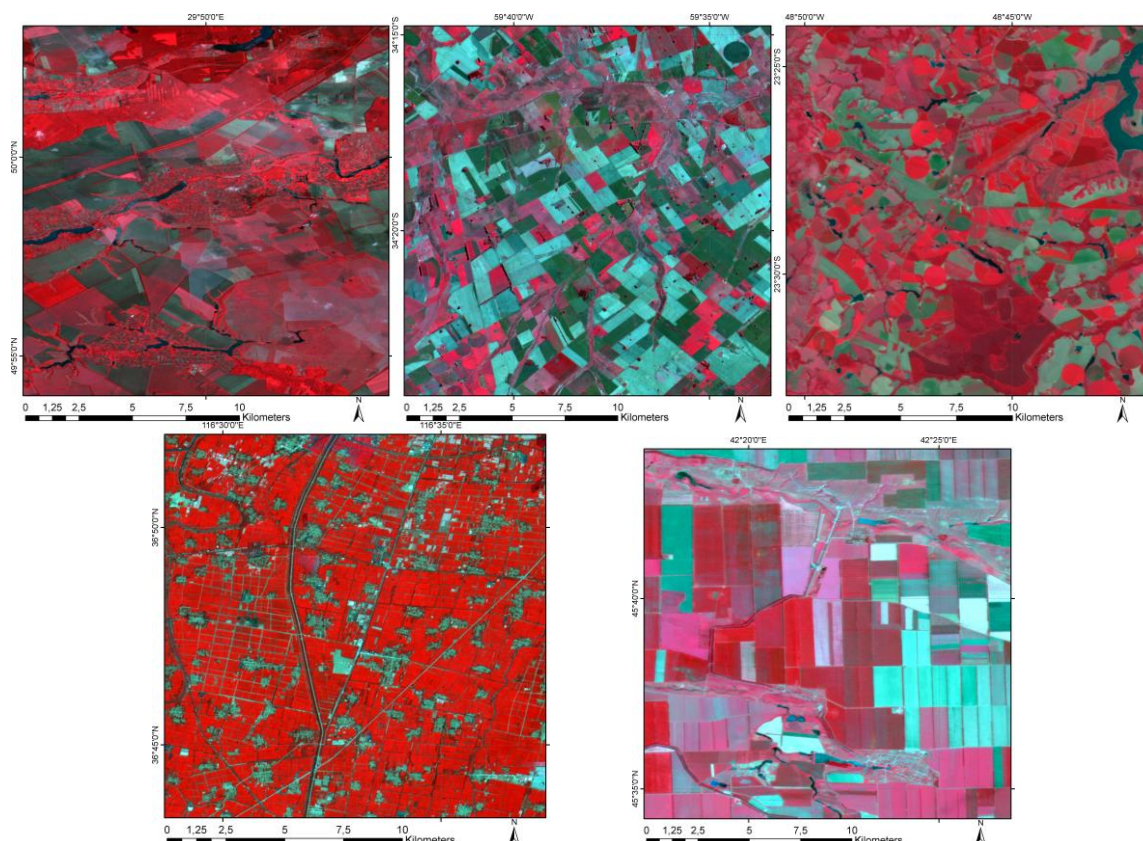


Рис. 4.6 Ілюстрація відмінностей між досліджуваними територіями за допомогою супутникових знімків

Для кожної досліджуваної території використовувався набір маркованих геопросторових полігонів, що містили інформацію про те, чи є даний полігон сільськогосподарською землею чи ні. Кожен набір даних випадково розділявся на навчальну вибірку (50% полігонів) та тестову вибірку (решта 50% полігонів) (табл. 4.4). Навчальні та тестові вибірки використані одні й ті ж для всіх досліджуваних алгоритмів.

Таблиця 4.4 –

Розподіл розмічених зразків у вибірках

Досліджувана територія	Площа (га)	Кількість полігонів	Відсоток сільськогосподарських полігонів
Аргентина	774002	348	81.0
Бразилія	507728	847	36.0

Китай	360802	92	48.9
Росія	362487	588	83.7
Україна	1135346	608	74.0

В якості геопросторових даних використовувались семиденні композити з Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) Terra and Aqua, що містили лише червоний та ближній інфрачервоний канали з розрізненням 250 м. Технологія композитування була використана для зниження ефекту впливу атмосфери та для отримання безхмарних просторово-однорідних вхідних даних.

4.4.2 Аналіз результатів

Карти класифікації, отримані для п'яти досліджуваних територій за допомогою кожного з методів, оцінювалися на тестовій вибірці. Отримані загальні точності варіюються від 85% до 98%, більшість з них знаходиться в проміжку 90-95% (табл. 4.5). Точності користувача та виробника, як правило, становили близько 90% і були добре збалансованими. В цілому вибір території дослідження впливав на отримані точності більше, ніж вибір методу. Можливі причини такого результату – пропорція класів, кількість полігонів для кожного класу (аналогічні результати зваженої вибірки), розмір полігону та їх розташування на досліджуваній території, а також специфіка циклів врожаю (один або два врожаї на рік). На території Китаю всі методи отримали точності близько 90%, тоді як в Росії та Україні діапазон точностей варіювався від 94% до 98%. Значні відмінності точності класифікації від вибору території дослідження продемонстрували, що фрагментація ландшафту безпосередньо впливала на класифікацію. Зважування загальної точності з врахуванням пропорцій класів не сильно модифікувало значення точностей, найбільша різниця становила менше 1%.

Для всіх досліджуваних територій загальна точність ансамблю нейронних

мереж була від 90% для території Китаю до 98% для території України та Росії. Запропонований підхід перевершив всі інші підходи з точки зору загальної точності класифікації для чотирьох з п'яти досліджуваних територій: Бразилії, Росії, України та Аргентини.

Таблиця 4.5 –

Оцінка точностей для різних досліджуваних територій та алгоритмів. Загальна точність (OA), чисельна розбіжність (QD), розбіжність розміщення (AD), зважена загальна точність (OA_w), F-score для несільськогосподарських (F_{NC}) та сільськогосподарських культур (F_C), точність виробника для несільськогосподарських (P_{ANC}) та сільськогосподарських культур (P_{AC}), точність користувача для несільськогосподарських (U_{ANC}) та сільськогосподарських культур (U_{AC})

Досліджувана територія	Метод	OA	QD	AD	OA _w	F _{NC}	F _C	P _{ANC}	P _{AC}	U _{ANC}	U _{AC}
Аргентина	IKI	90.7	7.7	1.6	91.6	69.6	94.5	55.6	99	93.1	90.5
	INTA	92.7	3.3	4.1	94.2	62.4	95.9	75	94.2	53.5	97.7
	RADI	90.5	7	2.5	90.6	68.2	94.4	55.2	98.5	89.1	90.7
	SRI	95.5	1.8	2.7	95.8	81.7	97.4	76.1	98.4	88.1	96.4
	UCL	93.6	1	5.4	94.3	73	96.4	70	96.9	76.2	95.8
Бразилія	IKI	90.3	2.4	7.3	89.4	93.2	83.2	94.8	79.8	91.6	86.8
	INTA	89.5	5.8	4.7	90	92.5	82.9	96.5	75.7	88.8	91.6
	RADI	84.5	6.3	9.3	84.2	88.8	74.8	93	67.9	84.9	83.2
	SRI	91.6	2.3	6.1	91	94.1	85.5	95.7	82.1	92.6	89
	UCL	91.2	6.9	2	92.4	94	85.8	98.5	77.26	89.1	96.5
Китай	IKI	90.6	2.9	6.5	90.4	89.8	91.3	87	93.8	92.7	88.9
	INTA	91.2	2.9	5.8	91.1	90.5	91.9	87.7	94.4	93.4	89.5
	RADI	90.6	4.2	5.2	90.3	89.9	91.2	86	94.9	94.2	87.7
	SRI	90.6	6.8	2.6	90.1	90.2	91	84.2	97.3	97.1	85.4

	UCL	91.3	4.9	3.9	90.9	90.7	91.7	86.2	96.2	95.6	87.7
Росія	IKI	98.2	1.1	0.7	98.1	97.1	98.7	95.5	99.5	98.7	97.9
	INTA	95.4	0.8	3.8	95.8	92.4	96.7	93.6	96.2	91.3	97.2
	RADI	94.5	0.1	5.5	94.8	91	96	91.1	96	91	96
	SRI	98.4	1	0.6	98.3	97.4	98.8	95.8	99.6	99	98.1
	UCL	96.9	0.8	2.3	97	97	95	93.8	98.3	96.3	97.2
Україна	IKI	93.6	5.1	1.3	93.3	83.1	96.1	73.1	99.2	96.2	93.1
	INTA	96.6	0.5	2.9	97.3	90	98	88.3	98.3	91	97.7
	RADI	95.9	0.4	3.7	96.8	87.6	97.6	86.5	97.8	88.7	97.3
	SRI	98	1.6	0.3	97.9	94.3	98.8	90	99.8	99	97.9
	UCL	96.7	0.1	3.3	97.6	89.9	98	90	98	89.7	98.1

Інформація про залежність точності класифікації від кількості даних, що використовувались для навчання класифікатора, корисна для оцінки можливості застосування методу у великих масштабах. Це продемонстровано шляхом систематичного зменшення набору навчальних даних та оцінки отриманої загальної точності. Різний відсоток від повного набору навчальних даних подавався на навчання класифікаторів (від 10% до 95% з кроком 5%). Для більш стійкого порівняльного аналізу кожен з класифікаторів навчався 10 разів, а результати потім усереднювались, для кожного з отриманих піднаборів навчальних даних (рис. 4.7).

Видно, що використання лише 20% від всього набору навчальних даних, дозволило досягти насичення загальної точності за допомогою чотирьох методів (SRI, IKI, UCL та INTA) 98%, 95%, 92% та 92% відповідно. Отже, оцінки показали, що наявність навчальних маркованих зразків, які охоплюють близько 2% території дослідження, є достатньою для отримання карт класифікацій за допомогою запропонованого методу з високою точністю, тоді як метод RADI вимагає 50% від всього набору навчальних даних для досягнення насичення.

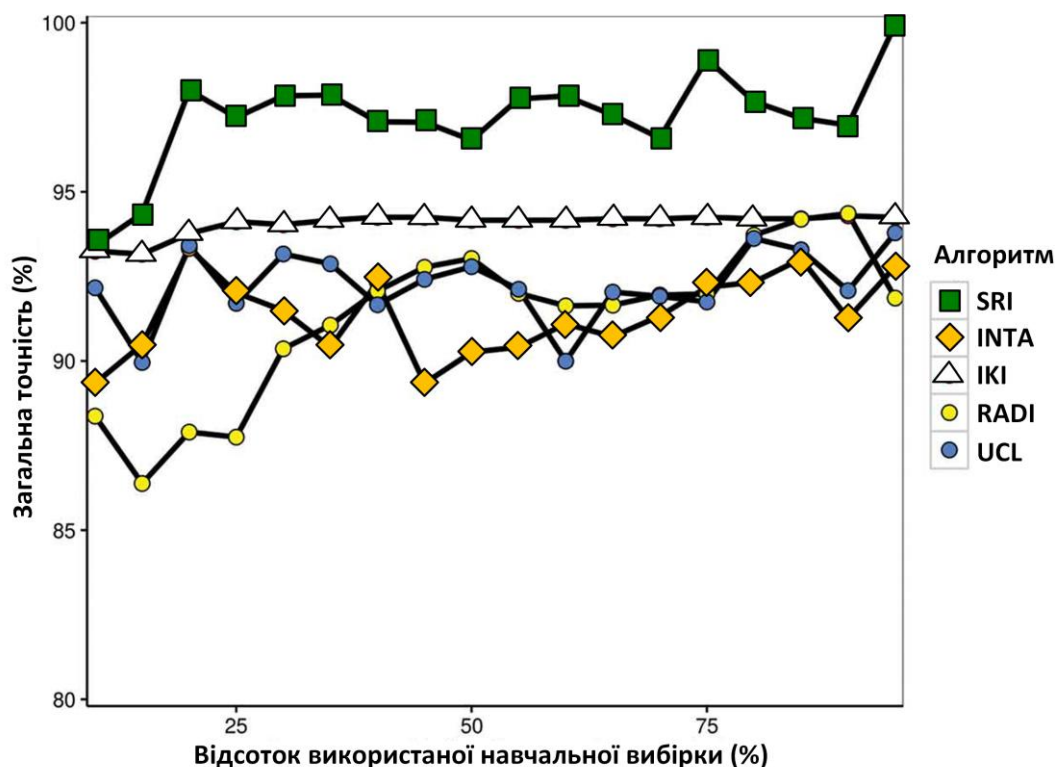


Рис. 4.7 Залежність середнього значення загальної точності від розміру навчальної вибірки (вираженого у відсотках від повного розміру) для досліджуваної території в Україні

4.5. Структурна та параметрична ідентифікація класифікаторів

Спираючись на результати, отримані в попередньому експерименті, стає очевидним, що неможливо створити універсальний класифікатор для будь-якого набору даних через різний тип та кількість класів у навчальній вибірці, та різну кількість доступних багатовимірних даних, що покривають досліджувану територію. Розміри входу та виходу класифікатора, параметри класифікатора можуть змінюватись в залежності від кількості спостережень і, як наслідок, різної довжини вхідного вектора, кількості навчальних даних та досліджуваної території. Для вирішення цієї проблеми пропонується навчати різні типи класифікаторів (random forest, SVM і нейронну мережу) з різними параметрами і вибирати найкращий з них для побудови остаточної карти класифікації.

4.5.1 Опис експерименту

Для цього експерименту були використані дані з радарного супутника Sentinel-1 за 2017 рік для території Англії. Часовий ряд геопросторових даних, використаних в даному експерименті, налічував 45 знімків. Кожен радарний знімок складався з двох поляризацій: вертикальної (VV) та горизонтальної (VH), тому для кожного пікселя довжина вхідного вектора, що подавався на класифікацію, дорівнювала 90. Для навчання класифікаторів та їх остаточної валідації використовувались два різних незалежних набори даних, кожен з яких складався з 6428 зразків (рис. 4.8). Марковані дані містили 13 основних типів земного покриття для даної території: штучні об'єкти, озима пшениця, озимий ріпак, озимий ячмінь, літній ячмінь, кукурудза, цукровий буряк, картопля, квасоля, ліси, необроблювані землі, відкритий ґрунт та водні об'єкти.

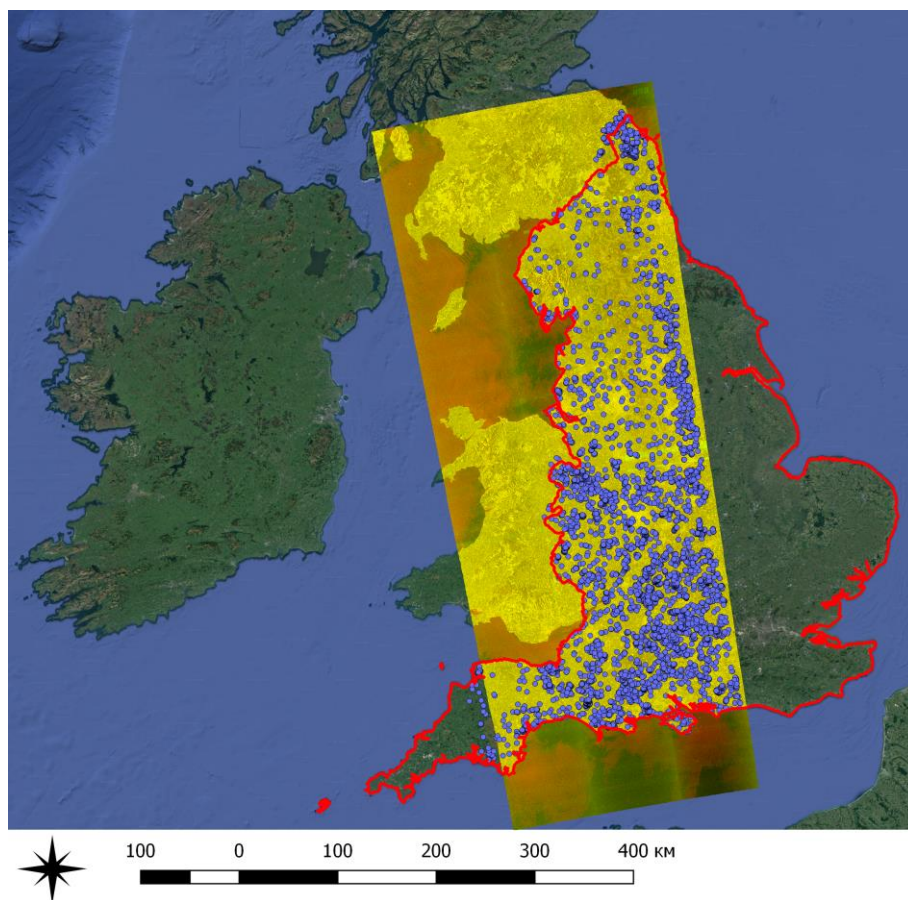


Рис. 4.8 Приклад полоси знятої супутником Sentinel-1 за 17.06.2017 та навчальної вибірки

4.5.2 Аналіз результатів

В даному експерименті були проаналізовані та протестовані три найпопулярніші математичні методи машинного навчання для задачі розпізнавання типів земного покриву, такі як MLP, SVM та RF. Для SVM найбільш чутливими параметрами, які впливають на точність класифікації є γ коефіцієнт, C – коефіцієнт регуляризації та тип ядра. У цьому експерименті досліджено два найпоширеніших типи ядра: радіальна базисна функція (RBF) і сигмоїд та досліджено вплив коефіцієнтів γ та C на точність карти класифікації. Отримані результати свідчать про те, що ядро RBF дозволяє отримати вищу точність та більш підходить для завдань класифікації сільськогосподарських культур (рис. 4.9). Також варто відзначити, що не обов'язково робити повний перебір сотні параметрів, оскільки найвища точність лежить на діагоналі $(10^{-3}, 10^2)$, $(10^{-2}, 10^3)$, $(10^{-1}, 10^4)$, $(1, 10^5)$ для параметрів γ та C , відповідно. Існує пояснення таких результатів. Якщо параметр γ є великим (більше ніж 10^2), то територія впливу опорних векторів включає фактично лише сам опорний вектор, що призводить до перенавчання класифікатора. В такому випадку навіть точно підібраний параметр C не зможе перешкодити перенавчанню. Навпаки, коли значення γ дуже мале, модель стає занадто простою і не може апроксимувати дані складної структури з досить високою точністю. Крім того, слід зазначити, що існує не доведене правило, яке рекомендує підбирати γ коефіцієнт зі значенням близьким до оберненого розміру вхідного вектора. Спираючись на отримані результати для класифікатора SVM, можемо констатувати перевагу використання RBF ядра у порівнянні з сигмоїдом та можливість уникнення повного перебору параметрів γ та C для отримання високих точностей.

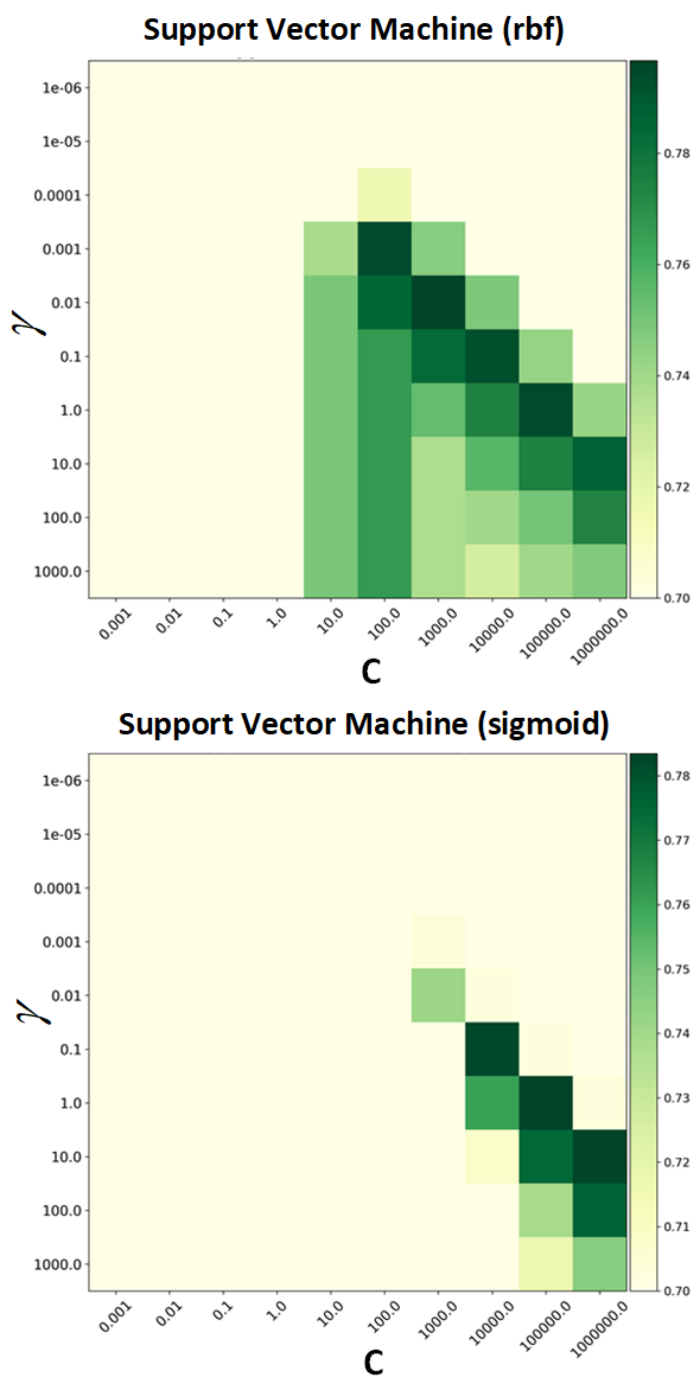


Рис. 4.9 Пошук найкращих гіперпараметрів для класифікатора SVM з ядрами RBF (зверху) та сигмоїд (знизу)

Для нейронної мережі (MLP) найбільш чутливими параметрами, що впливають на точність класифікації є коефіцієнт α для регуляризації та кількість прихованих нейронів. Результати отриманої нейронною мережею загальної точності для різних значень α та кількості прихованих нейронів показано на рисунку 4.10. Бачимо, що кількість нейронів має значно більший вплив на загальну точність класифікатора у порівнянні з коефіцієнтом

регуляризації. Найкращим способом визначення коефіцієнта α для запобігання перенавчанню є діапазон від 10^{-2} до 10^{-3} . Як правило, оптимальна кількість прихованих нейронів у кожній конкретній ситуації різна. Проте існують певні емпіричні правила для її визначення: кількість прихованих нейронів ніколи не повинна бути більшою, ніж удвічі за розмір вхідного вектору або $(\text{кількість входів} + \text{виходів}) * (2/3)$ [171]. Тому важливо використовувати підхід на основі перебору параметрів, що знаходяться на сітці, для підбору найкращої кількості прихованих нейронів у цьому діапазоні.

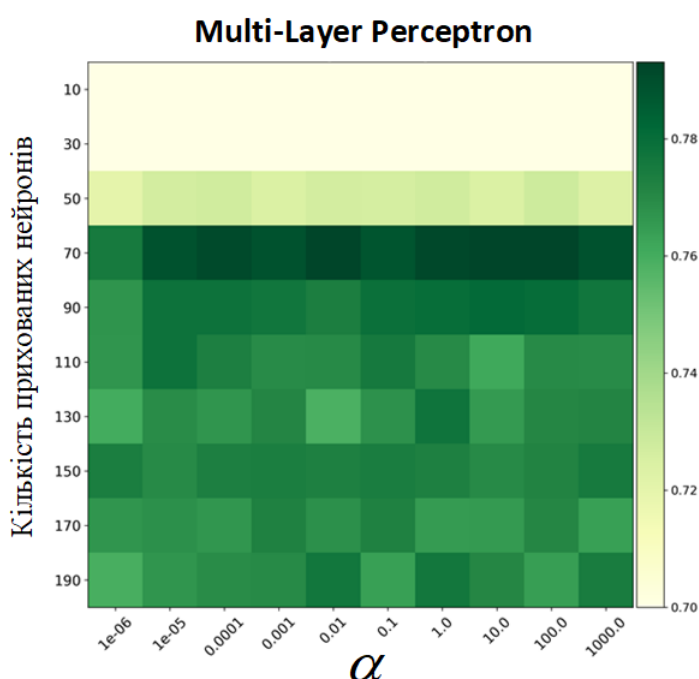


Рис. 4.10 Пошук найкращих гіперпараметрів для нейронної мережі

Третій класифікатор, що досліджувався в даному експерименті, – random forest. Для класифікатора RF найбільш чутливими параметрами є максимальна глибина для кожного дерева рішень та кількість дерев у класифікаторі. Результати отриманої за допомогою RF загальної точності для різних значень кількості дерев у класифікаторі та максимальної глибини для кожного дерева рішень показано на рисунку 4.11. З рисунка видно, що збільшення кількості дерев у класифікаторі дозволяє отримати вищу точність, але водночас робить програму в рази повільнішою. Отже, рекомендована кількість дерев в RF

становить 100, зі збільшенням кількості дерев точність покращувалась несуттєво. Однак, використовуючи можливості сучасних потужних серверів, можна використовувати і більшу кількість дерев для отримання вищої точності класифікації. Ситуація з максимальною глибиною кожного дерева схожа, але має свою специфіку. Більш глибоке дерево рішень призводить до зменшення похибки класифікатора, проте, починаючи з певного моменту, дерево починає просто запам'ятовувати навчальні дані. В залежності від наявності шуму в навчальних даних рекомендується обмежувати максимальну глибину дерева на рівні 200 – для даних майже без шуму, або 100 – при наявності шуму в навчальних даних.

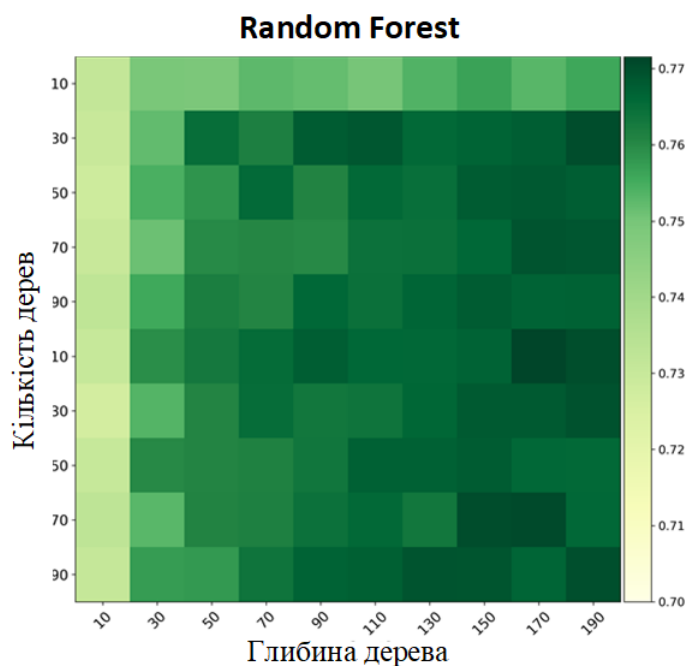


Рис. 4.11 Пошук найкращих гіперпараметрів для random forest

4.6. Експериментальне дослідження згорткової нейронної мережі

Метою даного експериментального дослідження є порівняння запропонованого методу класифікації на основі ансамблю одновимірних та двовимірних згорткових нейронних мереж з іншими сучасними методами класифікації, такими як random forest та багатошаровий перцептрон для задачі

класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму.

4.6.1 Опис експерименту

Дане дослідження проводилось для території Київської області, використовуючи часовий ряд оптичних даних з супутника Landsat-8 та радарних даних з супутника Sentinel-1A. Вибрана територія дослідження класифікувалась на одинадцять класів: водні об'єкти, ліси, необроблювані землі, відкритий ґрунт, озима пшениця, озимий ріпак, ярі зернові, соя, кукурудза, соняшник та цукровий буряк.

Для вегетаційного сезону 2015 року (з жовтня 2014 року по вересень 2015 року) було завантажено 4 знімки Landsat-8 та 15 знімків Sentinel-1 (табл. 4.6). Радарні знімки з Sentinel-1 були попередньо оброблені: відкалібровані, усереднені вікном 2x2, відфільтровані алгоритмом Refined Lee з вікном 3x3 [35] та для них було проведено процедуру корекції геометрії з використанням цифрової моделі рельєфу SREM 3Sec (DEM). Останнім кроком в попередній обробці радарних даних було перетворення отриманих значень на знімку в коефіцієнт зворотного розсіювання, що вимірюється в децибелах. Кожен радарний знімок містив два канали, а оптичний – шість, які потім подавались на вхід в класифікатор.

Усього у вибірці містилося 547 полігонів у геопросторовому векторному форматі, в яких записано клас до якого типу земного покриву належить даний полігон. Розподіл розмічених зразків у вибірці наводиться в таблиці 4.7. Всі доступні полігони були випадковим чином розділені на навчальну вибірку (50%) для навчання класифікатора та тестову вибірку (50%) для проведення незалежної оцінки точності класифікаторів. Щоб не було схожості між навчальною та тестовою вибірками, загальна вибірка була розділена таким чином, що пікселі з одного полігону не могли потрапити до навчальної та тестової вибірки одночасно.

Таблиця 4.6 –

Дати супутникових знімків Landsat-8 та Sentinel-1 для Київської області в 2015 році

Територія та рік	Landsat-8	Sentinel-1
Київська область, 2015	24.05, 9.06, 25.06, 28.08	01.03, 13.03, 25.03, 06.04, 18.04, 30.04, 12.05, 24.05, 05.06, 17.06, 29.06, 11.07, 23.07, 16.08, 28.08

Таблиця 4.7 –

Розподіл розмічених зразків у вибірках

№	Клас	Полігон		Площа	
		Кількість	%	Гектари	%
1	Озима пшениця	102	18.6	3695.9	19.5
2	Озимий ріпак	22	4	715.9	3.8
3	Літні культури	11	2	296	1.6
4	Кукурудза	98	17.9	4329.1	22.8
5	Цукровий буряк	8	1.5	860.7	4.5
6	Соняшник	53	9.7	1954	10.3
7	Соя	87	15.9	3006.9	15.8
8	Ліси	49	9	2012.3	10.6
9	Необроблювані землі	64	11.7	952.3	5
10	Відкритий ґрунт	10	1.8	71.4	0.4
11	Водні об'єкти	43	7.9	1072.1	5.7
	Разом	547		18966.6	

4.6.2 Аналіз результатів

Отримані загальні точності для random forest, ансамблю багатопшарових перцептронів (ensemble of neural networks (ENN)), ансамблю одно- (1-d CNNs) та двовимірних (2-d CNNs) згорткових мереж складають 88.7%, 92.7%, 93.5% та

94.6%, відповідно (табл. 4.8). Класифікатор random forest отримав найнижчі точності у порівнянні з підходами на основі нейронних мереж різної архітектури, що свідчить про перевагу нейронних мереж над іншими методами машинного навчання для задач класифікації типів земного покриття. Двовимірні згорткові нейронні мережі не лише перевершили всі інші методи за загальною точністю, а й за точностями виробника та користувача для всіх класів без виключення. Точності для озимого ріпаку, ярових культур, соняшника, лісу та водних об'єктів не мали істотної варіації в залежності від використаного методу класифікації. Водночас основні покращення під час використання згорткових нейронних мереж (1-d CNNs та 2-d CNNs) у порівнянні з random forest були отримані для кукурудзи, цукрового буряку, сої, необроблюваних земель та відкритого ґрунту. Зазвичай на території України найчастіше плутаються між собою класи кукурудза та соя. Використання ансамблю двовимірних згорткових нейронних мереж дозволило відділити ці класи найбільш надійно: кукурудза (PA = 94.6%, UA = 93.6%) та соя (PA = 86.9%, UA = 89.1%).

Загалом використання згорткових мереж дозволило досягнути високих точностей для основних культур (пшениця, кукурудза, соняшник, соя, цукровий буряк), що демонструє можливість подальшого оперативного використання супутникових даних на всій території України в задачах розпізнавання типів земного покриття.

Основна перевага використання згорткових мереж над іншими методами машинного навчання, яка була продемонстрована в даному експерименті, полягає в тому, що вони дають змогу використовувати не лише спектральні, а й просторові дані. Ансамбль двовимірних згорткових нейронних мереж дозволив отримати точність вищу, ніж ансамбль одновимірних згорткових нейронних мереж, проте деякі малі об'єкти в отриманій карті класифікації, були згладжені та неправильно класифіковані (рис. 4.12).

Даний експеримент проводився на комп'ютері з процесором Intel Core i7-4770 і оперативною пам'яттю 32 Гб. Навчання ансамблю багатословних

персептронів зайняло до 10 хвилин, водночас навчання ансамблю одновимірних згорткових мереж продовжувалось приблизно 4 години, а двовимірних нейронних мереж – близько 12 годин.

Таблиця 4.8 –

Порівняння точностей карт класифікацій, отриманих за допомогою RF, ENN, 1-d CNNs та 2-d CNNs для території Київської області за 2015 рік (РА — точність «виробника»; UA — точність «користувача»)

	RF		ENN		1-d CNNs		2-d CNNs	
	РА, %	UA, %	РА, %	UA, %	РА, %	UA, %	РА, %	UA, %
Озима пшениця	92.2	95.8	95.2	95.3	95.1	95.9	95.3	96.1
Озимий ріпак	97.3	78.2	97.5	78.4	97.1	78.3	98.7	78.6
Ярі культури	49.1	96.1	50.6	96.7	48.6	93.6	51.1	97
Кукурудза	79.3	88.2	90.6	90.8	90.6	94.1	94.6	93.6
Цукровий буряк	91.3	95.7	97.5	98.4	97.4	99.1	98.4	100
Соняшник	98.9	96.5	99.2	96.3	99	96.4	99.4	96.9
Соя	79	69.8	81	83.9	87.3	84.5	86.9	89.1
Ліси	99.5	99.5	99.6	99.7	99.4	99.8	99.4	99.9
Необроблювані землі	92	82	94.5	91.6	94.6	91.8	93.5	94.5
Відкритий ґрунт	89.6	47.4	90.6	82.8	92.6	74.9	89.3	88.2
Водні об'єкти	99.8	100	99.8	99.9	99.9	100	99.9	100
Загальна точність, %	88.7		92.7		93.5		94.6	

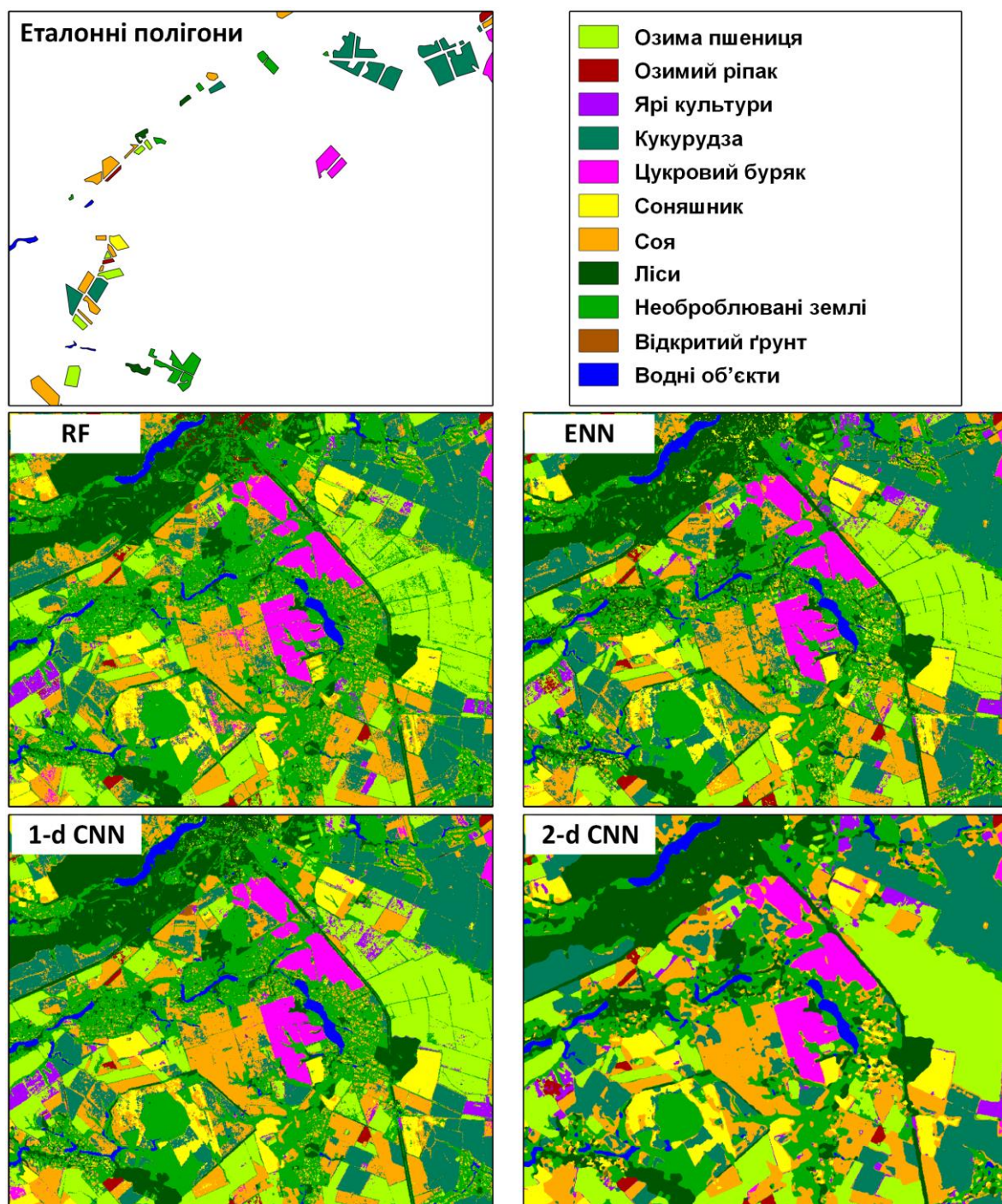


Рис. 4.12 Приклад отриманого результату класифікації за допомогою різних методів машинного навчання для Київської області за 2015 рік на основі даних Landsat-8 та Sentinel-1A

4.7 Висновки до розділу

В даному розділі запропоновано ансамблевий метод класифікації на основі нейронних мереж прямого поширення та ансамблевий метод

класифікації на основі адаптованих та вдосконалених одновимірних і двовимірних згорткових нейронних мереж. Запропоновано підхід до структурної та параметричної ідентифікації класифікаторів неглибокої архітектури для задачі класифікації багатовимірних геопросторових зашумлених даних. Запропонований ансамблевий метод класифікації на основі нейронних мереж прямого поширення продемонстрував свою перевагу над методами random forest та SVM в задачі класифікації типів земного покриття для території Англії, перевершив на 10% всі реалізовані в Google Earth Engine методи класифікації для території Київської області. Також порівняльний аналіз ефективності використання запропонованого методу та інших методів, що були надані науковими установами з різних країн, засвідчив перевагу даного математичного методу для чотирьох з п'яти досліджуваних територій: Бразилії, Аргентини, Росії та України. В свою чергу проведені експериментальні дослідження для Київської області для 2015 року засвідчили, що запропонований метод на основі ансамблю згорткових нейронних мереж в термінах загальної точності перевершив на 5.9% метод random forest та на 1.9% метод на основі ансамблю багатосарових персептронів.

Основні результати даного розділу опубліковані в роботах [5 – 14]. В наступному розділі розв'язується задача фільтрації отриманих карт класифікацій для зменшення шуму на них та збільшення їх точності.

РОЗДІЛ 5

АЛГОРИТМ ПОСТОБРОБКИ КАРТИ КЛАСИФІКАЦІЇ

Об'єктом даного дослідження є карта класифікації I , що містить N класів. Така карта може бути отримана шляхом класифікації двовимірних чи багатовимірних даних, або часових рядів багатовимірних зашумлених даних з використанням будь-якого методу класифікації, наприклад, методів машинного навчання [8, 141]. Характерними особливостями такої карти є дискретна множина можливих значень (інтенсивностей) пікселів, потужність якої дорівнює кількості класифікованих категорій, а також наявність невірної класифікованих пікселів або цілих сегментів, які можна розглядати як шум на зображенні. Ці особливості відрізняють карти класифікації від інших типів графічних, відео- зображень, а також багатоспектральних геопросторових даних, тому для них не можна застосовувати традиційні методи фільтрації зображень. Більше того, оскільки класи на карті мають різний семантичний зміст, математичний алгоритм постобробки повинен враховувати семантику зображення, і навіть параметри традиційних операцій фільтрації мають відрізнятись для різних класів.

Без втрати загальності будемо вважати, що базовими категоріями класів відповідно до номенклатури класів European Land Use and Cover Area frame Survey (LUCAS) [172] є ліс (C), сільськогосподарські землі (B), водні об'єкти (W), штучні об'єкти (A), необроблювальні землі (E) та відкритий ґрунт (F). Саме такий перелік класів містять більшість наявних на сьогодні глобальних і регіональних карт класифікацій [10, 173, 174]. Всі наявні класи можна поділити на категорії за рівнем достовірності класифікації (висока-низька) та за площею об'єктів (велика-мала). Представимо карту класифікації у вигляді об'єднання множини класів на ній:

$$I = \{C, W, A, E\} \cup \{B, F\}, \quad (5.1)$$

де перша підмножина включає класи, які надійно класифікуються переважною

більшістю класифікаторів, тобто

$$\frac{\sum_{j=1}^{N_i} p_j^i}{N_i} > p^*, i = \overline{1, N}, \quad (5.2)$$

або об'єкти таких класів мають малу площу

$$\frac{\sum_{j=1}^{N_i^{cc}} s_j^i}{N_i^{cc}} < s^*, i = \overline{1, N}. \quad (5.3)$$

В (5.2) – (5.3) N_i – кількість пікселів i -го класу, p_j^i – ймовірність j -го пікселя i -го класу, p^* – наперед задане значення ймовірності, N_i^{cc} – кількість об'єктів i -го класу, s_j^i – площа j -го об'єкту i -го класу, s^* – наперед задане значення площі.

Якщо карта I містить пікселі інших класів, відмінних від виділених в (5.1), їх можна віднести до однієї із підмножин в правій частині (5.1) на основі критеріїв (5.2) – (5.3).

5.1 Фільтрація карти класифікації на основі об'єктного методу з урахуванням семантичного змісту зображення

З метою врахування семантичного змісту кожного із класів постобробку карти будемо здійснювати окремо для кожної із підмножин (5.1).

Для фільтрації невірно класифікованих пікселів на картах класифікації пропонуємо комплексний алгоритм, загальна схема якого показана на рис. 5.1.

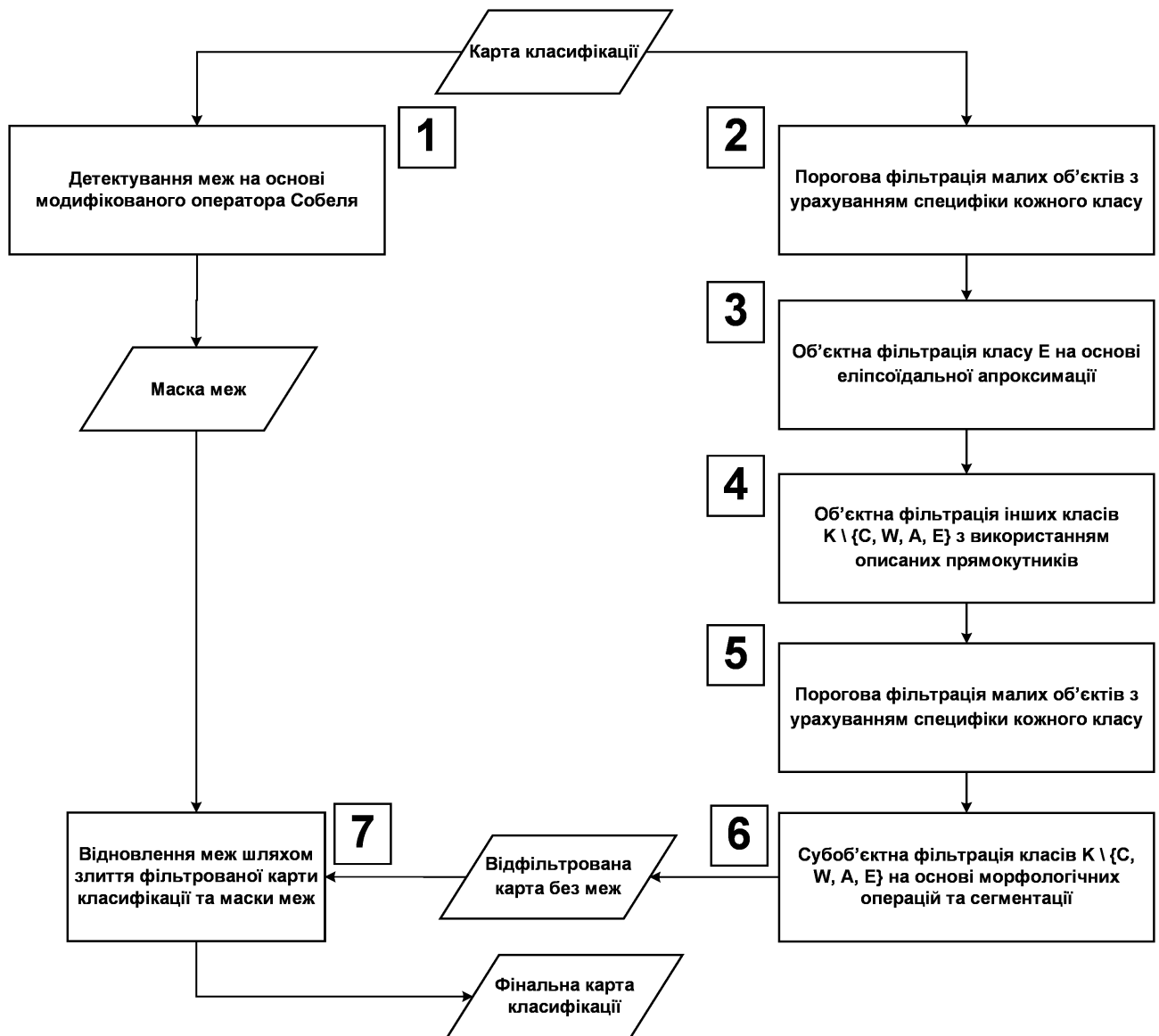


Рис. 5.1. Блок-схема запропонованого алгоритму фільтрації карти класифікації

5.1.1 Детектування меж на основі модифікованого алгоритму Собеля

На першому етапі визначаються пікселі, які лежать на межі між різними класами (рис. 5.2).

Означення.

Межею будемо називати множину пікселів, значення яких значно відрізняються від значень сусідніх пікселів [175].

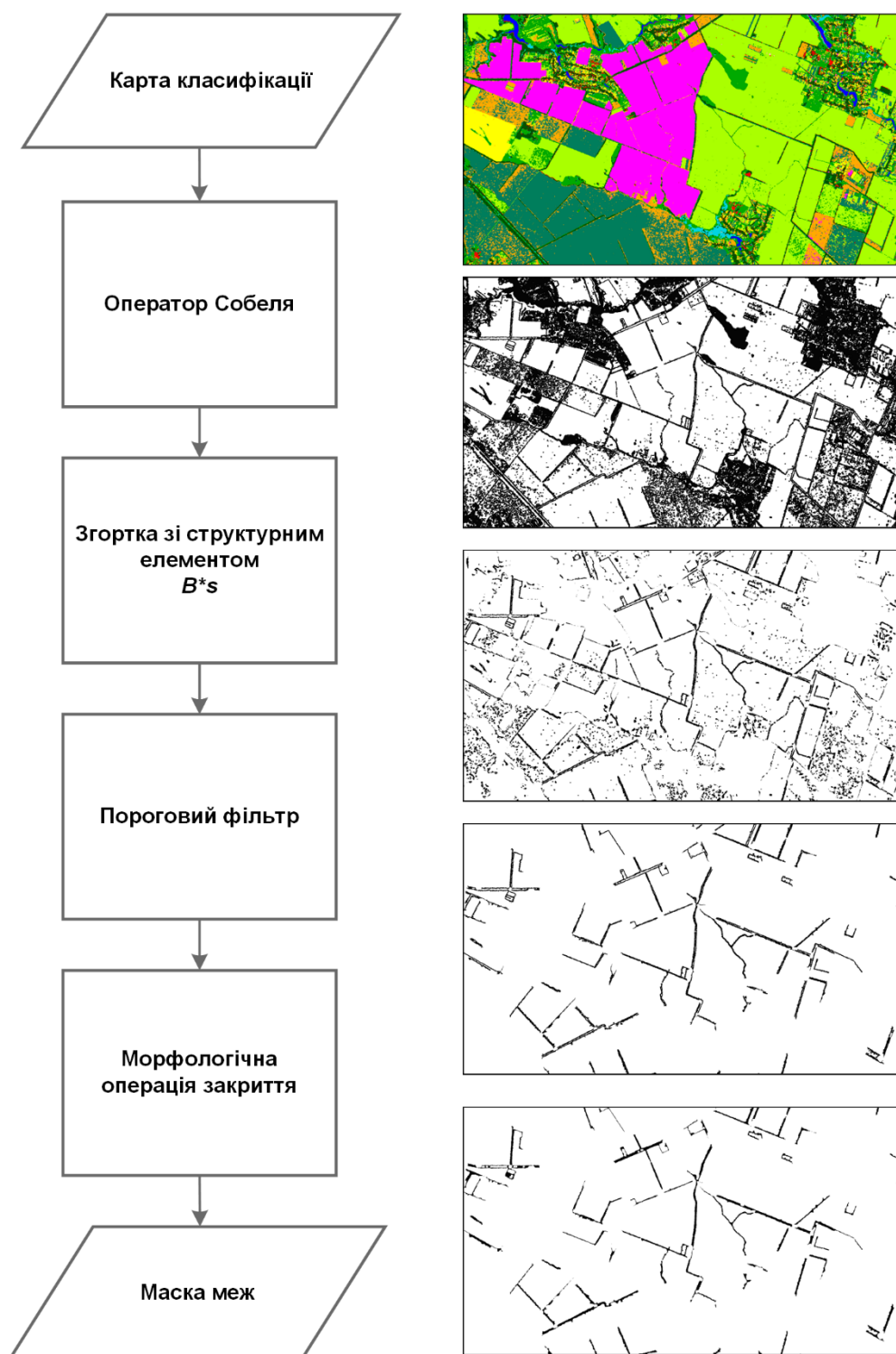


Рис. 5.2 Блок-схема запропонованого алгоритму детектування меж на основі модифікованого алгоритму Собеля

Найбільшою проблемою є визначення меж між об'єктами. Через складнощі розпізнавання таких вузьких об'єктів пікселі меж на картах класифікації не обов'язково належать однаковому класу, а часто являють собою суміш пікселів різних класів, що ускладнює відокремлення таких пікселів від

шуму. Важливою відмінністю пікселів на межі між об'єктами від інших пікселів на карті класифікації є зміна значень пікселів з обох боків від межі. Більшість з таких меж зникають після використання будь-якого відомого локального фільтру, навіть з невеликим розміром вікна, або невисоким порогом [2]. Ще однією особливістю досліджуваного класу зображень є скінчена множина значень пікселів на картах класифікації, що унеможливорює використання градієнтних процедур детектування меж. Тому стандартні процедури детектування меж (edge detection) типу оператора Собеля [176] або алгоритму Canny [177] є неефективними і потребують удосконалення.

Враховуючи вищезгадані особливості карт класифікації, пропонуємо наступний алгоритм детектування меж.

Спочатку для обчислення градієнту яскравості зображення в кожній точці застосовуємо оператор Собеля [176]:

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * I, \quad G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I, \quad (5.4)$$

де I – карта класифікації, для якої потрібно знайти границі об'єктів, а $*$ позначає двовимірну операцію згортки двох матриць.

Для визначення контурів об'єктів використаємо модуль градієнту:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}. \quad (5.5)$$

В формулі (5.5) всі операції виконуються для кожного пікселя зображень. Здійснимо бінарне перетворення зображення,

$$f_{\text{edge}}: I \rightarrow I_{\text{edge}},$$

$$f_{\text{edge}}(I(i,j)) = I_{\text{edge}}(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } G(i,j) > 0 \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}, \quad (5.6)$$

на якому значення 1 присвоюються всім пікселям (i,j) , яким відповідають додатні значення градієнту.

Для видалення хибно визначених меж, які оточують невірно класифіковані об'єкти малої площі, здійснимо ще одне перетворення з використанням операції згортки:

$$f_{edge}^*: I_{edge} \rightarrow I_{edge}^*,$$

$$f_{edge}^*(I_{edge}(i,j)) = I_{edge}^*(i,j) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } I_{edge} * s < \frac{(n_s^1)^2}{2}, \\ 0, \text{ інакше} \end{cases} \quad (5.7)$$

після якого 1 залишається лише в тих пікселях, для яких квадрат s , заповнений одиницями, розміром n_s^1 на n_s^1 з центром в даному пікселі містить не більше, ніж половину додатних пікселів.

Для видалення коротких відрізків, які все ще помилково класифіковані як межі, виконаємо ще одну процедуру фільтрації. Для цього послідовно виконаємо порогову фільтрацію об'єктів з порогом T_{edge} , після чого здійснимо морфологічне закриття з квадратом зі стороною n_s^2 пікселів.

В результаті виконання перетворень (5.4) – (5.7) отримаємо бінарну маску меж між об'єктами. Збережемо її окремо для подальшого злиття з відфільтрованою картою. Таким чином, отримана на першому етапі бінарна маска меж зберігається окремо для того, щоб по закінченні процедури постобробки карти класифікації відновити всі зниклі пікселі на основі маски меж між об'єктами.

Після закінчення процедури постобробки бінарна маска пікселів з межами між об'єктами, отримана на першому етапі, повертається на фінальну відфільтровану карту класифікації.

5.1.2 Порогова фільтрація малих об'єктів з урахуванням специфіки кожного класу

Спочатку використовуємо стандартний фільтр, що ідентифікує всі об'єкти менші заданого порогу t_i , де $i = \overline{1, N}$, як шум. Після цього значення зашумлених пікселів замінюються на значення, що найчастіше зустрічається в кожному класі $circle$ радіусом r_i пікселів з центром в досліджуваному пікселі (x, y)

$$I(x, y) = \operatorname{argmax}(\operatorname{hist}(circle(x, y, r_i))). \quad (5.8)$$

Далі ця ж процедура повторюється num разів з t_i^j , де $i = \overline{1, N}$ та $j = \overline{1, num}$.

Наступним кроком всі пікселі, що на початковій карті були віднесені не до класу С, а після фільтрації отримали значення С, переназначаються в клас Е, тому що клас С завжди на картах класифікацій розпізнається з майже сто відсотковою точністю, незалежно від методу машинного навчання. Таким чином, вдається виявити вирубки в лісі, які при класифікації отримали значення не класу Е, а будь-якого іншого класу та при фільтрації були ідентифіковані як шум.

5.1.3 Об'єктна фільтрація класу Е на основі еліпсоїдальної апроксимації

Беручи до уваги можливість присутності пікселів класу Е серед пікселів класу В, на наступному етапі відбувається фільтрація лише класу Е. Даний етап та всі наступні етапи фільтрації відбуваються не для кожного пікселя окремо, а для кожного об'єкта в цілому, щоб уникнути недоліків всіх загальноприйнятих фільтрів, які працюють саме для пікселів.

Означення.

Об'єктом будемо називати компоненту зв'язності графа – максимальний зв'язний підграф, вершини якого – це центри пікселів на зображенні I . Будемо вважати, що вершини u та v зв'язані між собою, якщо значення пікселів в них співпадають та відстань між ними не перевищує $\sqrt{2}$ (вершини є сусідніми)

$$I(u) = I(v); \text{dist}(u, v) \leq \sqrt{2}, \quad (5.9)$$

де $\text{dist}(u, v)$ – Евклідова відстань між вершинами u та v .

Якщо об'єкт ідентифікований як шум, то для його видалення всі його пікселі замінюються на те значення, яке найчастіше зустрічається вздовж периметру цього об'єкту. Для розбиття карти класифікації на об'єкти використовується алгоритм маркування зв'язних компонент [178].

Наведемо псевдокод даного етапу фільтрації

Будуємо бінарну маску класу E

Визначаємо компоненти зв'язності $\{CC^i\}$

Для i від 1 до $|\{CC^i\}|$

Якщо $S(CC^i) < T_E$

Визначаємо параметри еліпсоїдальної апроксимації об'єкта $(\lambda_1, \lambda_2, E_x)$

Якщо $E_x < T_{E_x}$

Об'єкт маркується як шум

Важливо відмітити, що в даному алгоритмі видаляються всі об'єкти, площа яких менше заданого порогу, проте, щоб зберегти від видалення ті об'єкти зі значенням E , які є продовгуватими, але вузькими, що відповідають межах між об'єктами, будуємо еліпс (рис. 5.3), що найкраще підходить для нашого об'єкта, тобто має такий же 2-й момент (коваріаційну матрицю), як і досліджуваний об'єкт [179, 180]. Для двовимірної неперервної функції $f(x, y)$ момент порядку $p + q$ визначається

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy. \quad (5.10)$$

Для зображення математична функція $f(x, y)$ – це інтенсивність пікселя (x, y) , тому дана функція є дискретною. В нашому випадку зображення є бінарним, тому функція $f(x, y)$ приймає значення лише 1 в межах досліджуваного об'єкта, або 0 поза його межами. Для дискретної математичної функції $f(x, y)$ момент порядку $p + q$ визначається так

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y). \quad (5.11)$$

Центральний момент μ_{pq} , який обчислюється

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy, \quad (5.12)$$

для дискретної функції $f(x,y)$ набуває вигляду

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y), \quad (5.13)$$

де $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$ та $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ є координатами центроїда даного об'єкта. Тоді

коваріаційна матриця зображення I може бути подана, як

$$\text{cov}(I(x,y)) = \begin{bmatrix} \frac{\mu_{20}}{\mu_{00}} & \frac{\mu_{11}}{\mu_{00}} \\ \frac{\mu_{11}}{\mu_{00}} & \frac{\mu_{02}}{\mu_{00}} \end{bmatrix}. \quad (5.14)$$

Варто відзначити, що власні вектори цієї матриці відповідають великій та малій осям еліпса, а його орієнтація обчислюється як кут θ між власним вектором, пов'язаним з найбільшим власним значенням та віссю, що є найближчою до цього власного вектора. Цей кут можна обчислити за формулою [181]

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right). \quad (5.15)$$

Отже, враховуючи, що еліпс будувався таким чином, щоб його коваріаційна матриця була такою ж, як і досліджуваного об'єкта, їхні орієнтації співпадають.

Власні числа матриці коваріації $\lambda_{1,2}$ можна обчислити за формулою

$$\lambda_{1,2} = \frac{\mu_{20} + \mu_{02}}{2\mu_{00}} \pm \frac{\sqrt{4\mu_{11}^2 + (\mu_{20} - \mu_{02})^2}}{2\mu_{00}}. \quad (5.16)$$

Довжини малої та великої осей еліпса a та b знаходяться за формулами [182]

$$a = \sqrt{\lambda_1}; \quad b = \sqrt{\lambda_2}. \quad (5.17)$$

Тоді величина, що характеризує його витягнутість E_x – ексцентриситет еліпса визначається за допомогою власних чисел коваріаційної матриці

$$E_x = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} = \sqrt{1 - \frac{\lambda_2}{\lambda_1}}; \quad E_x \in [0,1). \quad (5.18)$$

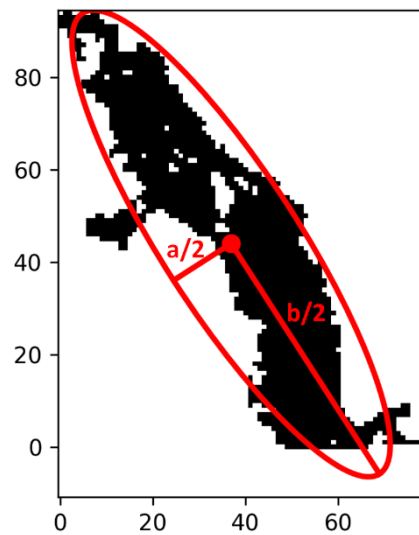


Рис. 5.3 Приклад об'єкта та його еліпсоїдальної апроксимації

5.1.4 Об'єктна фільтрація з використанням описаних прямокутників

Будемо вважати, що перша множина класів $\{C, W, A, E\}$ вже відфільтрована належним чином і залишається лише фільтрувати решту класів, а саме $K \setminus \{C, W, A, E\}$. Основною ідеєю на даному етапі є ідентифікація об'єктів, які мають неправильну форму з посіченими та не рівними межами. Об'єкти такого типу на карті класифікації будемо вважати шумом та видаляти їх. Наведемо псевдокод запропонованого алгоритму для даного етапу фільтрації

Для кожного класу C_i з $K \setminus \{C, W, A, E\}$

Визначаємо компоненти зв'язності $\{CC_i^j\}$

Для j від 1 до $|\{CC_i^j\}|$

Якщо $S(CC_i^j) < T_{cc}$

Будуємо описаний прямокутник R_{cc}

Будуємо контур об'єкта $C_{CC_i^j}$

Спрощуємо контур $\tilde{C}_{CC_i^j}$

$$\text{Якщо } S(CC_i^j) > T_{cc_2}$$

$$\text{Якщо } \frac{S(R_{cc})}{S(CC_i^j)} > T_{R_{cc}} \text{ та } |\tilde{C}_{CC_i^j}| > V_{cc}$$

$$\text{Якщо } \frac{S(CC_i^j)}{S(CC_i^j \bullet s(r_{cc}))} < 1$$

Об'єкт маркується як шум

$$\text{Якщо } \frac{S(CC_i^j)}{S(CC_i^j \circ s(r_{cc}))} > T_{s(r_{cc})}$$

Об'єкт маркується як шум

Враховуючи той факт, що компактні об'єкти з непосіченими межами будуть представлятися у вигляді багатокутника з невеликою кількістю вершин, важливо використати таку процедуру спрощення контуру, яка не згладить існуючий контур, а залишить з нього певну підмножину вершин. Саме тому для спрощення контуру $C_{CC_i^j}$, що складається з n вершин пропонується використовувати математичний алгоритм Рамера-Дугласа-Пекера [183, 184]

$$C_{CC_i^j} = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}; p = (x_i, y_i). \quad (5.19)$$

Спрощений контур складається із меншої кількості точок n^*

$$\tilde{C}_{CC_i^j} \subseteq C_{CC_i^j}; n^* < n; \quad (5.20)$$

$$\tilde{C}_{CC_i^j} = \{p_1^*, p_2^*, \dots, p_n^*\}; p^* = (x_i^*, y_i^*). \quad (5.21)$$

Новий контур $\tilde{C}_{CC_i^j}$ розділяє початковий контур $C_{CC_i^j}$ на S_k підмножин

$$S_k = \{p_i, p_{i+1}, \dots, p_j\}; p_i = p_{k-1}^*; p_j = p_k^*. \quad (5.22)$$

Для даних підмножин виконуються умови:

$$\bigcup_k S_k = C_{CC_i^j}, \quad (5.23)$$

$$\left(\bigcup_k (S_k \cap S_{k+1}) \right) \cup (S_n^* \cap S_1) = \tilde{C}_{CC_i^j}. \quad (5.24)$$

Алгоритм Рамера-Дугласа-Пекера знаходить S_k таким чином, щоб

$$f(S_k) \leq e, \quad (5.25)$$

$$f(S_k) = \max \left(\text{dist} \left(p_i, \langle p_{k-1}^* p_k^* \rangle \right) \right), \quad (5.26)$$

де e – заданий наперед поріг, dist – функція Евклідової відстані, $p_i \in S_k$, $\langle p_{k-1}^* p_k^* \rangle$ – являє собою прямолінійний відрізок з кінцями в точках p_{k-1}^* та p_k^* .

Після закінчення роботи алгоритму даного етапу фільтрації застосовується блок, описаний в підрозділі 5.3.

5.1.5 Субоб'єктна фільтрація на основі морфологічних операцій та сегментації

На даному етапі нерозглянутою лишилась лише ситуація, коли до правильно класифікованого об'єкта класів $K \setminus \{C, W, A, E\}$ дотикається об'єкт-шум (рис. 5.4). Таким чином, об'єкт-шум та правильний об'єкт визначаються як один об'єкт, і в такому випадку шум прибрати на попередніх етапах не вдалось. Для розділення об'єкта на шум, що дотикається, та правильну частину об'єкта застосовуємо ерозію з квадратом розміром r_{sq} на r_{sq} , і якщо кількість компонент зв'язності після цієї операції зростає, робимо висновок, що досліджуваний об'єкт містить в собі шум. Для розділення об'єкта на субоб'єкти будемо виконувати сегментацію методом водоподілу (watershed) досліджуваного об'єкта [185]. В результаті всі субоб'єкти, площа яких не перевищує T_{seg} , маркуються як шум і видаляються. Наведемо псевдокод даного етапу фільтрації

Для кожного класу C_i з $K \setminus \{C, W, A, E\}$

Визначаємо компоненти зв'язності $\{CC_i^j\}$

Для j від 1 до $|\{CC_i^j\}|$

Обчислюємо ерозію $E(CC_i^j, sq(r_{sq}))$

Визначаємо компоненти зв'язності $\{CCC_i^j\}$

Якщо $|\{CCC_i^j\}| > 1$

Сегментація CC_i^j водорозділом $\{Seg_i^j\}$

Для t від 1 до $|\{Seg_i^j\}|$

Якщо $S(Seg_i^j) < T_{seg}$

Об'єкт Seg_i^j маркується як шум

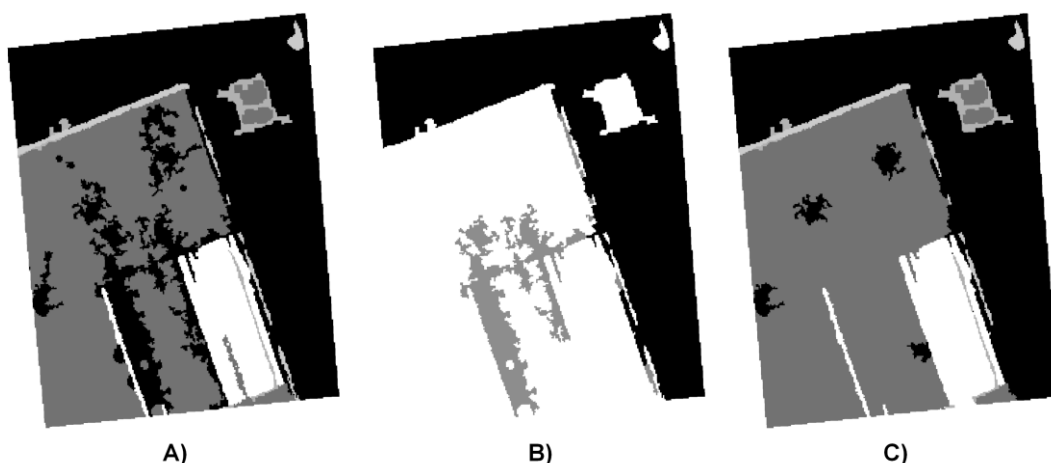


Рис. 5.4 Приклад об'єкта (чорним кольором) сполученого з шумом (А), сегментація запропонованого об'єкту (В), результат відділення та видалення шуму (С)

Субоб'єктна фільтрація є останнім етапом визначення шуму на карті класифікації. Після закінчення процедури постобробки бінарна маска пікселів з межами між об'єктами, отримана на першому етапі, повертається на фінальну відфільтровану карту класифікації.

5.2 Фільтрація карти класифікації з використанням нейронної мережі

Запропонований об'єктний метод фільтрації з урахуванням семантичного змісту зображення складається з набору експертних правил, на основі яких приймається рішення чи вважати досліджуваний об'єкт шумом чи ні. В даному

підрозділі пропонується принципово інший підхід до фільтрації карти класифікації, що базується не на правилах запропонованих експертом, а на математичних методах глибокого навчання, які самостійно виділятимуть необхідні правила під час навчання. Пропонуємо використовувати нейронну мережу глибокої архітектури для розв'язання задачі фільтрації карти класифікації. Для цього розглянемо два типи архітектур нейронних мереж — повнозгорткову мережу (fully convolutional network (FCN)) та U-net, що застосовуються для двовимірної сегментації зображень [186].

Архітектура FCN мережі складається лише із згорткових шарів (рис. 5.5). Цей тип нейронної мережі був запропонований авторами для завдання сегментації зображень і був успішно протестований на різних типах зображень [186]. Також автори статті [187] запропонували додати до архітектури FCN зв'язки між convolution та deconvolution частинами (операцію конкатенації), що дозволило deconvolution частині більш точно підвищувати розрізнення (upsampling) результуючого зображення. Як наслідок модифікована мережа має симетричний вид та через візуальну форму своєї архітектури отримала назву U-net. Ця нейронна мережа була використана в задачі прикладної математики — сегментації медичинських зображень у відтінках сірого [187]. Основна перевага U-net в порівнянні з FCN полягає в поєднанні інформації про місцеположення з downsampling частини та контекстної інформації з upsampling частини, що дозволяє в результаті отримати кращі межі між об'єктами. Це є надзвичайно важливим фактором для фільтрації карт класифікації багатовимірних зашумлених даних. Тому пропонуємо модифікувати та адаптувати U-net для задачі фільтрації дискретної карти класифікації.

Запропонована в даній роботі U-net мережа так само як і оригінальна U-net мережа з статті [187] складається з послідовності блоків, кожен з яких містить згортковий шар з розміром вікна 3 на 3 пікселя, нелінійну функцію активації ReLU і шар максимальної підвибірки з розміром вікна 2 на 2 пікселі та кроком вікна рівним 2 (рис. 5.6). Після виконання одного такого блоку кількість ознак, що передаються на наступний блок зростає вдвічі. В якості

фінального шару пропонується згортковий шар з розміром вікна 1 на 1 піксель для того, щоб перевести вектор ознак у вектор з ймовірностями для кожного з бажаних класів на карті класифікації. Різниця запропонованої U-net мережі у порівнянні з оригінальною U-net мережею полягає в заміні операції обрізки та копіювання на операцію конкатенації, що дозволяє отримати вихідне зображення також розміру як і вхідне, а також в додаванні шару batch normalization перед використанням функції активації для прискорення швидкості навчання мережі та покращення збіжності мережі. В підсумку запропонована U-net мережа складається з 19 згорткових шарів.

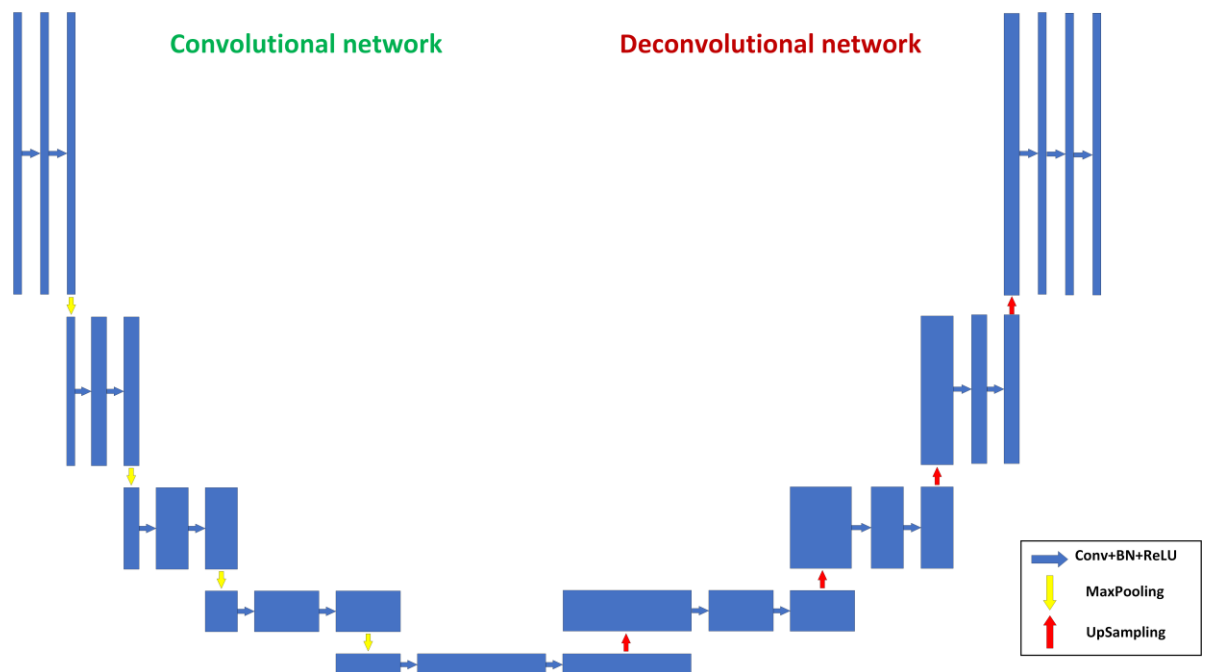


Рис. 5.5 Архітектура запропонованої FCN мережі

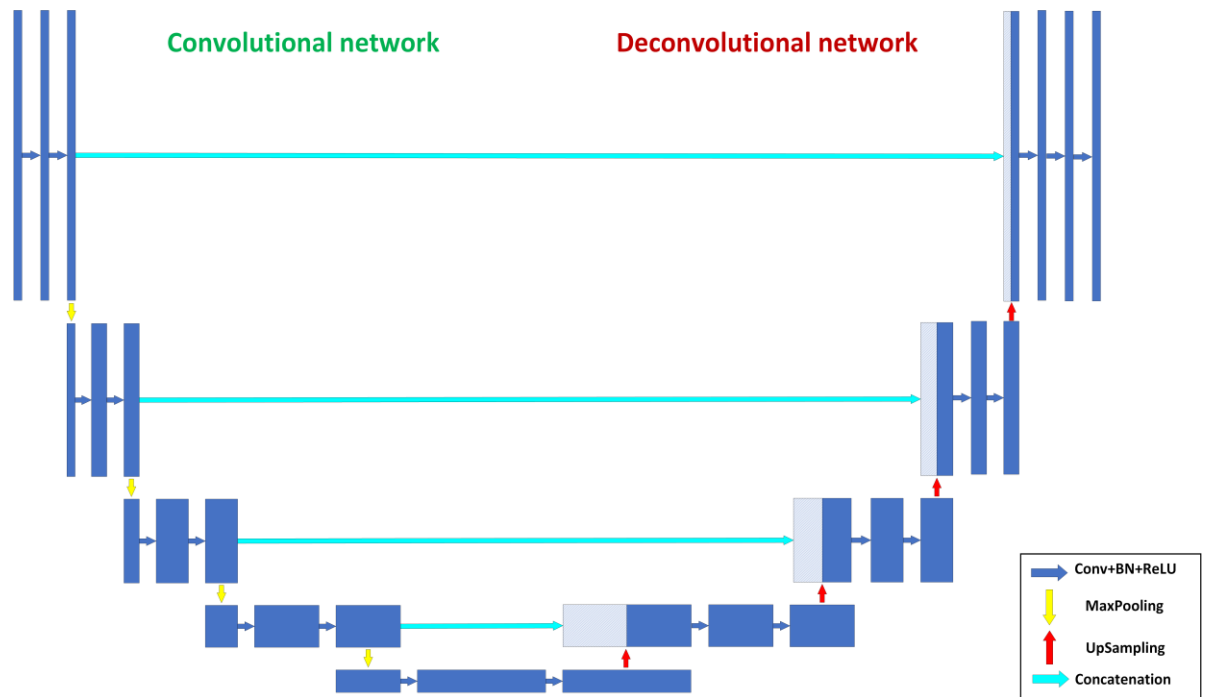


Рис. 5.6 Архітектура запропонованої U-net мережі

5.3 Фільтрація карти класифікації з використанням меж полігонів

У випадках, коли наявні векторні межі полігонів для досліджуваної території, необхідно їх враховувати в процесі постобробки. Найпростіший та найбільш розповсюджений варіант – використання методу голосування більшості для визначення єдиного класу для кожного полігону. Також можна використовувати зважений метод голосування, де в якості ваг використовувати апостеріорну ймовірність, отриману з класифікатора при побудові карти класифікації [141], або відсоток незашумлених даних, які використовувались для побудови карти класифікації [15]. Проте контури полігонів не завжди є точними і в межах одного полігону може знаходитись насправді декілька об'єктів (рис. 5.7). Тому необхідно проводити автоматичний аналіз кожного полігону і оцінювати, скільки об'єктів в ньому міститься. Наведемо псевдокод запропонованого методу фільтрації карти класифікації з використанням меж полігонів:

Для кожного полігону

Методом голосування визначається єдиний клас для полігону

Для кожного класу C_i

Визначаємо компоненти зв'язності $\{CC_i^j\}$ в межах полігону

Для j від 1 до $|\{CC_i^j\}|$

Якщо $S(CC_i^j) < T_p^1$

Об'єкт вважається шумом та видаляється

Якщо $S(CC_i^j) > T_p^2$

Будуємо опуклу оболонку $Conv(CC_i^j)$

Обчислюємо компактність $Co(CC_i^j) = \frac{(\text{Perimeter}(CC_i^j))^2}{S(CC_i^j)}$

Якщо $\frac{S(CC_i^j)}{S(Conv(CC_i^j))} > T_{Conv}$ та $Co(CC_i^j) > T_{co}$

Переносимо CC_i^j до відфільтрованого полігону

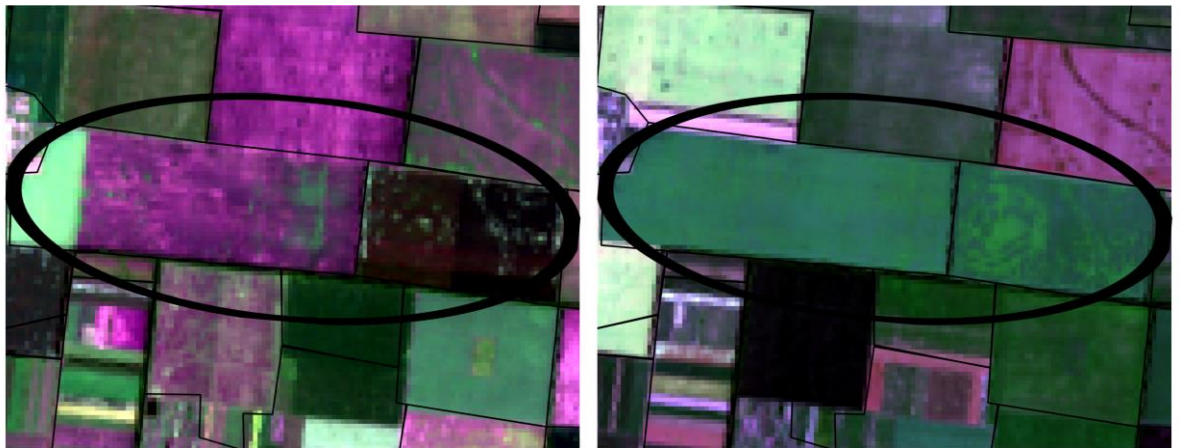


Рис. 5.7 Зліва наведено приклад не правильного контуру полігона, справа наведено приклад правильного полігона

5.4 Експериментальне дослідження розробленого методу постобробки без використання існуючих меж полігонів

5.4.1 Опис експерименту

Запропонована методологія фільтрації без використання існуючих меж полігонів застосована для карти класифікації посівів у Київській області для 2017 року (рис. 5.8). Основними класами на карті класифікації були кукурудза, озима пшениця, соя, соняшник, озимий ріпак, цукровий буряк, горох, штучні об'єкти, ліси, необроблювальні землі, болото, водні об'єкти та відкритий ґрунт. Оцінки точності карти класифікації та ефективності різних процедур постобробки обчислювались за допомогою тестової вибірки, яка не використовувалась для навчання класифікатора та побудови даної карти класифікації. Тестова вибірка містила 455 полігонів з загальною площею 5858,16 га (табл. 5.1).

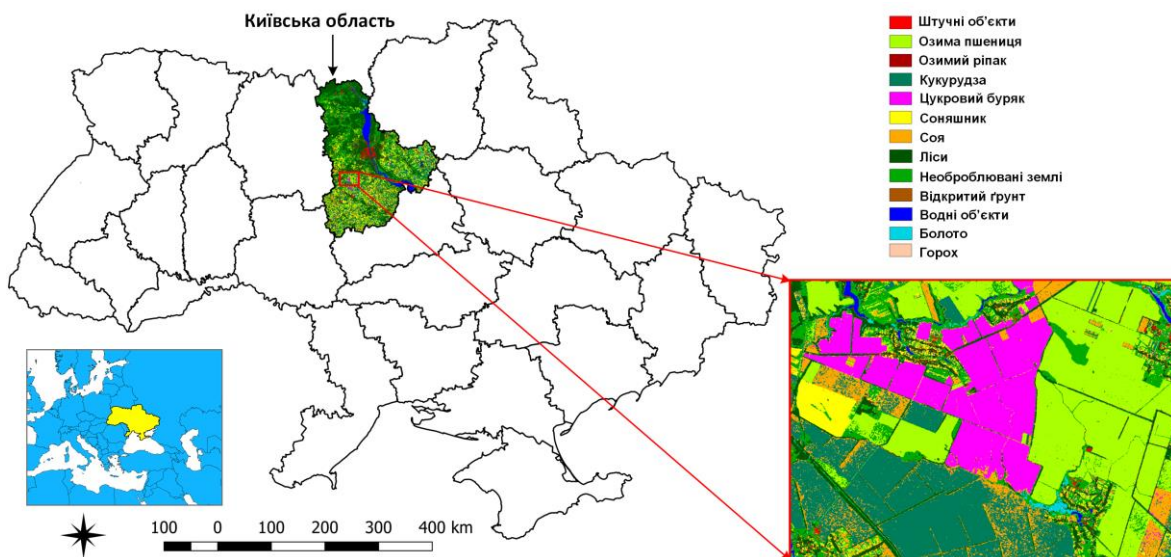


Рис. 5.8 Карта класифікації типів земного покриття для Київській області

Таблиця 5.1 –

Розподіл розмічених зразків у тестовій вибірці

№	Клас	Полігон		Площа	
		Кількість	%	Гектар	%
1	Штучні об'єкти	8	1,8	11,00	0,2
2	Озима пшениця	75	16,5	1548,23	26,5
3	Озимий ріпак	19	4,2	561,49	9,0
4	Кукурудза	106	23,2	1386,53	23,6
5	Буряк	12	2,6	458,38	7,8
6	Соняшник	54	11,9	520,42	8,9
7	Соя	57	12,5	848,87	14,5
8	Ліси	60	13,2	326,19	5,6
9	Необроблювані землі	34	7,5	80,72	1,4
10	Відкритий ґрунт	3	0,7	4,29	0
11	Водні об'єкти	16	3,5	89,15	1,5
12	Болото	9	2,0	9,66	0,2
13	Горох	2	0,4	13,23	0,2
	Разом	455		5858,16	

Для даної карти класифікації, побудованої на основі радарних даних супутника Sentinel-1 з розрізненням 10 м, були підібрані наступні значення параметрів (табл. 5.2).

Таблиця 5.2 –

Значення параметрів, які використовувались в даному експерименті

$\text{num} = 3$	$t_1^1 = 10$	$t_2^1 = 50$	$t_1^2 = 10$
$t_2^2 = 300$	$r_1 = 5$	$T_E = 300$	$T_{E_x} = 0,97$
$T_{CC} = 2000$	$T_{CC_2} = 300$	$T_{RCC} = 1,2$	$V_{CC} = 9$
$r_{cc} = 3$	$T_{s(r_{cc})} = 1,2$	$r_{sq} = 3$	$T_{seg} = 1000$

5.4.2 Аналіз результатів

Загальна точність початкової карти класифікації типів земного покриття для Київської області для 2017 року складала 91,9%. В якості еталонного загальноприйнятого фільтру було вибрано фільтр на основі голосування більшості з вікном у формі круга. На рисунку 5.9 показано як змінювалась загальна точність відфільтрованої карти класифікації в залежності від розміру вікна даного фільтру. Бачимо, що спочатку загальна точність зростала, а при досягненні радіусом круга 10 пікселів відбувається насичення загальної точності на рівні 93,6%.

Також протестовано метод фільтрації голосуванням з ваговими коефіцієнтами, отриманими на виході ансамблю нейронних мереж при побудові карти класифікації для Київської області для 2017 року [7, 54]. Використання круга з радіусом 5 дозволило отримати загальну точність рівну 93,4%, а використання круга з радіусом 10 – 93,6%, тобто такий же результат, що і для звичайного метода голосування. Причиною цього була незначна різниця ймовірностей правильно та неправильно класифікованих класів, що мала значно менший вплив на вибір результуючого класу, ніж кількість пікселів кожного з класів.

Як видно з таблиці 5.3, найвища точність отримана для запропонованого методу фільтрації карти класифікації без використання існуючих меж полігонів, що на 2,3% вище, ніж точність початкової карти класифікації та на 0,6% вище в порівнянні з результатними, отриманими за допомогою покращеного методу голосування. Варто відзначити, що після використання запропонованого методу фільтрації зросла не лише загальна точність карти класифікації, але й точності виробника та користувача для кожного класу в порівнянні з початковою картою.

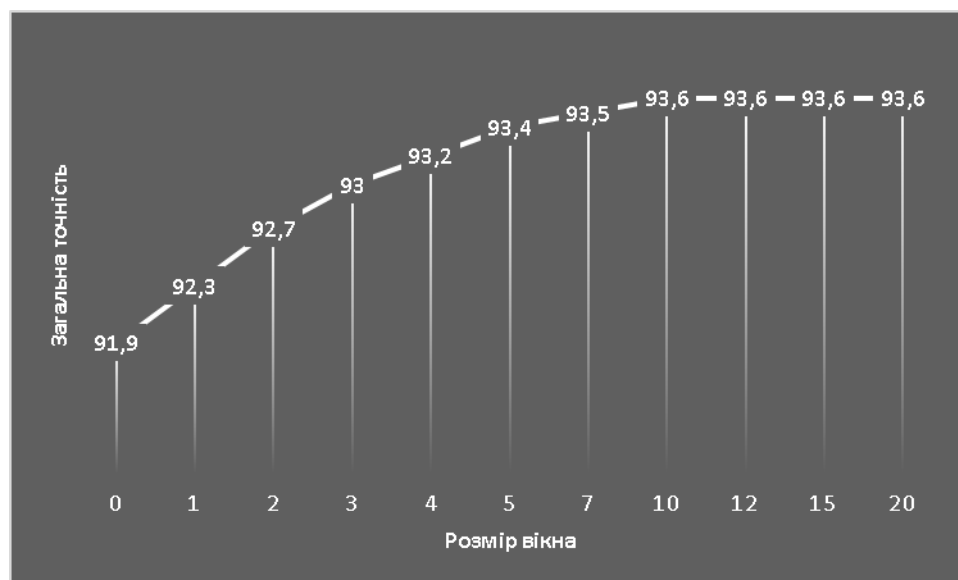


Рис. 5.9 Залежність загальної точності відфільтрованої карти класифікації від радіусу круга при фільтрації методом голосування

Для сільськогосподарських класів точність запропонованого методу не нижче точності покращеного методу голосування. Статистичний тест McNemar засвідчив, що різниця між запропонованим методом та покращеним методом голосування і між запропонованим методом та початковою картою класифікації є статистично значимою ($p < 0.001$).

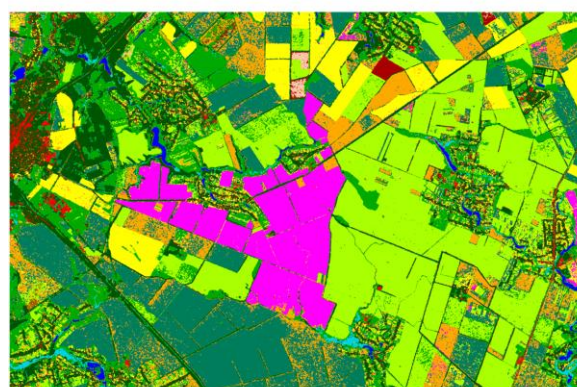
Візуально результати порівняння цих методів свідчать про здатність запропонованого методу до збереження форм об'єктів та меж між ними, навіть коли ці межі на початковій карті класифікації не були правильно класифіковані (рис. 5.10).

Таблиця 5.3 —

Порівняння точностей початкової карти класифікації (а), відфільтрованої за допомогою покращеного методу голосування (b) та запропонованого методу (c) (РА — точність «виробника»; UA — точність «користувача»)

№	Клас	а		b		c	
		РА, %	UA, %	РА, %	UA, %	РА, %	UA, %
1	Штучні об'єкти	87,7	71,5	100,0	83,3	95,9	74,0

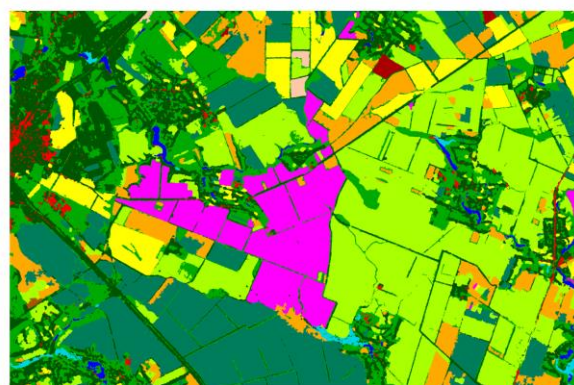
2	Озима пшениця	95,9	98,5	96,7	98,8	96,5	98,8
3	Озимий ріпак	98,3	98,6	98,5	98,8	98,4	98,8
4	Кукурудза	93,0	84,9	97,3	85,3	98,0	86,2
5	Цукровий буряк	98,1	98,9	98,9	99,8	99,1	100,0
6	Соняшник	94,6	90,9	96,7	93,7	98,2	94,0
7	Соя	69,8	86,1	70,3	94,4	72,7	97,0
8	Ліси	99,5	99,0	100,0	99,3	99,7	99,2
9	Необроблювані землі	94,9	60,1	98,0	66,6	96,8	66,0
10	Відкритий ґрунт	66,1	60,0	61,4	100,0	61,4	100,0
11	Водні об'єкти	99,9	99,9	100,0	100,0	100,0	100,0
12	Болото	78,5	83,5	94,4	100,0	83,7	100,0
13	Горох	98,0	97,8	99,3	99,8	100,0	99,8
	Загальна точність, %	91,9		93,6		94,2	
	Індекс Каппа	0,9		0,92		0,93	



a)



b)



c)

Рис. 5.10 Приклад початкової карти класифікації (а), після застосування покращеного методу голосування (b) та запропонованого методу (c)

5.5 Експериментальне дослідження розробленого методу постобробки з використанням нейронної мережі

5.5.1 Опис експерименту

Запропонована методологія фільтрації з використанням нейронних мереж FCN та U-net застосована для карти класифікації посівів у Львівській області за 2018 рік (рис. 5.11). Площа Львівської області складає 21 833 км², дана територія є підходящою для тестування алгоритмів фільтрації, так як складається з великих полів, що містять в собі великі об'єкти шуму та маленькі поля, розмір яких може бути набагато менше ніж розмір шуму на великих полях. Карта класифікації для Львівської області за 2018 рік отримана на основі часового ряду радарних супутникових даних Sentinel-1 та безхмарних оптичних даних Sentinel-2 за допомогою ансамблю нейронних мереж. Основними класами на карті класифікації були кукурудза, озима пшениця, соя, соняшник, озимий ячмінь, озимий ріпак, цукровий буряк, горох, інші зернові, штучні об'єкти, ліси, необроблювальні землі, болото, водні об'єкти та відкритий ґрунт. Оцінки точності карти класифікації та ефективності різних процедур постобробки обчислювались за допомогою тестової вибірки, яка не використовувалась для навчання класифікатора та побудови даної карти класифікації. Тестова вибірка містила 640 полігонів з загальною площею 4067,37 га (табл. 5.4).

Таблиця 5.4 –

Розподіл розмічених зразків у тестовій вибірці

№	Клас	Полігон		Площа	
		Кількість	%	Гектар	%
1	Штучні об'єкти	18	2,8	11,07	0,3
2	Озима пшениця	119	18,6	1027,02	25,3
3	Озимий ріпак	55	8,6	710,35	17,5

4	Кукурудза	38	5,9	409,19	10,1
5	Буряк	12	1,9	139,58	3,4
6	Соняшник	38	5,9	353,63	8,7
7	Соя	58	9,1	449,36	11
8	Інші зернові	24	3,8	49,83	1,2
9	Ліси	107	16,7	306,64	7,5
10	Необроблювані землі	117	18,3	245,83	6
11	Відкритий ґрунт	5	0,8	1,77	0,1
12	Водні об'єкти	11	1,7	22,51	0,6
13	Болото	29	4,5	270,45	6,6
14	Горох	9	1,4	70,14	1,7
	Разом	640		4067,37	

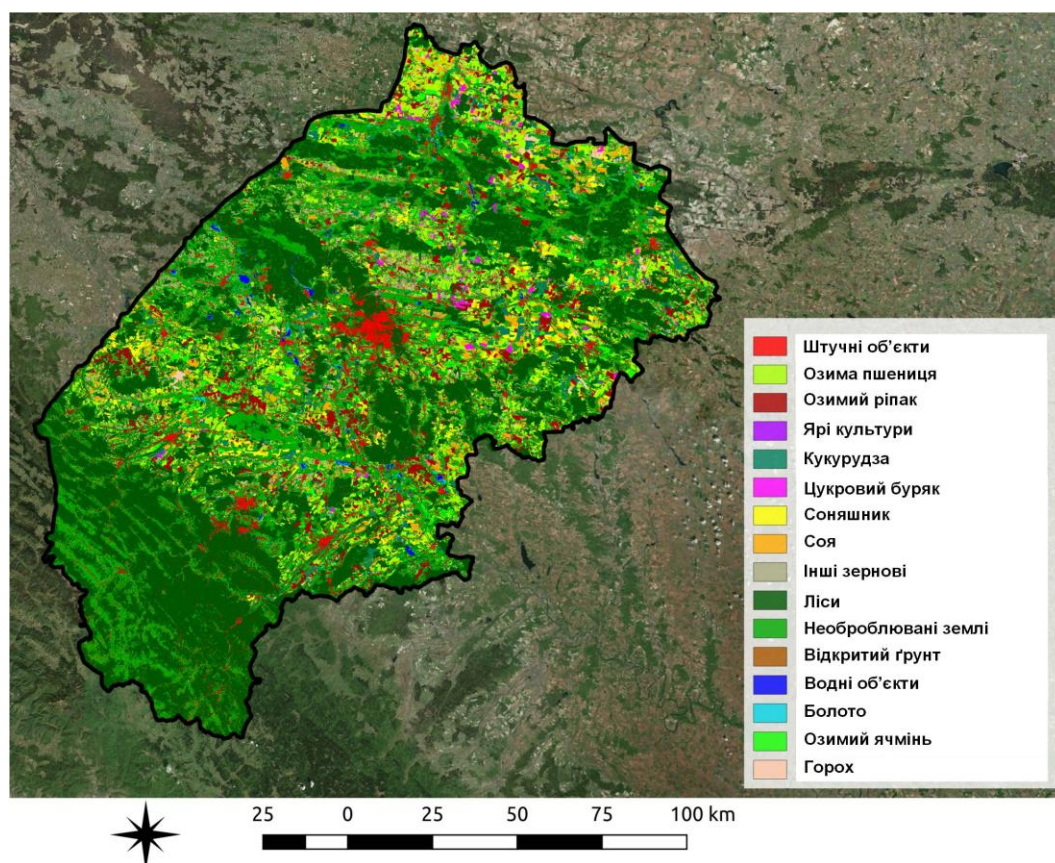


Рис. 5.11 Карта класифікації типів земного покриття для Львівської області на основі супутникових даних Sentinel-1 та Sentinel-2

Для навчання глибинних нейронних мереж детектуванню та прибиранню шуму з карти класифікації підготовлено спеціальну навчальну вибірку, яка

складалась з квадратів розміром 448 на 448 пікселів, що були вирізані випадковим чином з інших карт класифікацій для інших областей України та подавались на вхід нейронним мережам. Після цього на кожному з таких квадратів було прибрано шум та замінено на правильний клас. Отримані квадрати подавались під час навчання нейронній мережі як бажані виходи.

5.5.2 Аналіз результатів

Загальна точність початкової карти класифікації типів земного покриття для Львівської області для 2018 року складала 92,7%. В таблиці 5.5 наведено детальний аналіз отриманих точностей для початкової карти класифікації, після застосування запропонованого об'єктного методу, FCN мережі та U-net мережі. Як видно з таблиці 5.5, найбільшу загальну точність отримано за допомогою запропонованої U-net мережі, що дозволила отримати приріст 0.7% в порівнянні з початковою картою класифікації, 0.2% в порівнянні з FCN мережею та 0.3% в порівнянні з запропонованим об'єктним методом фільтрації. Також варто відзначити, що не лише загальна точність зросла після використання U-net мережі, а й точність кожного з класів зросла у порівнянні з початковою картою класифікації, за виключенням класу необроблюваних земель, що мав незначний спад в точності, проте такий же спад точності для цього класу можна спостерігати і для інших методів фільтрації.

Статистичний тест McNemar засвідчив, що різниця між запропонованим методом на основі U-net мережі та початковою картою класифікації є статистично значимою ($p < 0.001$).

Візуально результати порівняння цих методів свідчать про здатність запропонованого методу на основі U-net мережі так само як і об'єктного методу фільтрації до збереження форм об'єктів та меж між ними, що є важливим для задачі класифікації типів земного покриття (рис. 5.12). В той же час FCN мережа розмиває межі між полями і деякі невеликі поля зникають на карті класифікації. Найбільшою перевагою U-net мережі в порівнянні з іншими методами

фільтрації є здатність враховувати не лише один досліджуваний об'єкт на карті класифікації, а й багато оточуючих об'єктів, що дозволяє автоматично підібрати параметри оптимального фільтру. Як наслідок, на великих полях U-net мережа може легко ідентифікувати та прибрати великі об'єкти шуму, в той час як на малих полях поруч з містами та селами майже не вносить змін.

Таблиця 5.5 –

Порівняння точностей початкової карти класифікації (а), після застосування запропонованого об'єктного методу (b) FCN (c) та U-net (d) (РА — точність «виробника»; UA — точність «користувача»)

№	Клас	а		b		c		d	
		РА, %	UA, %	РА, %	UA, %	РА, %	UA, %	РА, %	UA, %
1	Штучні об'єкти	93,6	98,4	99,9	98,9	89,1	98,4	93,8	98,8
2	Озима пшениця	95,5	96,9	96,7	95,2	96,6	96,7	96,4	96,8
3	Озимий ріпак	96,9	100	97	99,9	96,9	100	97	100
4	Кукурудза	91,5	87,8	93,3	87	92,2	87,5	92,7	88,3
5	Буряк	89,3	72	90,2	73,6	91	72,6	90,8	75,2
6	Соняшник	93	92,1	93,5	93,3	92,1	92,9	93,4	93,1
7	Соя	84,2	90,2	85,3	91,1	85,4	91,4	85,5	91,6
8	Інші зернові	17,2	31,3	14,5	54,5	17,8	42,3	18,4	45,5
9	Ліси	99	99,8	99	99,7	99	99,7	99	99,8
10	Необроблювані землі	98,5	80,8	95,6	80,6	98,7	80,1	98,6	79
11	Відкритий ґрунт	99,6	69,6	100	100	100	58,9	100	71,5
12	Водні об'єкти	98,9	99,8	98,9	100	99	100	98,9	99,9
13	Болото	88,5	95,3	87,9	98,9	88,2	99,1	88,9	98,8
14	Горох	97,4	97,4	91,7	98,2	99,9	98,4	100	97,9
	Загальна точність, %	92,7		93,1		93,2		93,4	
	Індекс Каппа	0,92		0,92		0,92		0,92	

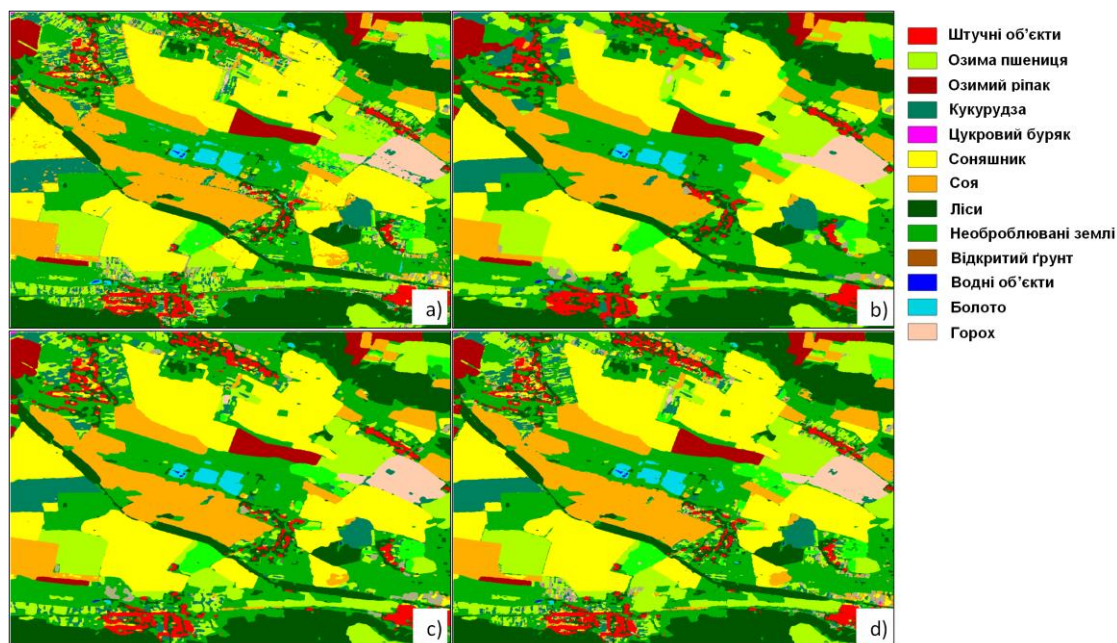


Рис. 5.12 Приклад початкової карти класифікації (а), після застосування запропонованого об'єктного методу (b) FCN (c) та U-net (d)

5.6 Експериментальне дослідження розробленого методу постобробки з використанням існуючих меж полігонів

5.6.1 Опис експерименту

Даний експеримент проводився на території Київської області для 2013-2015 років та Одеської області для 2014-2015 років (рис. 5.13). Інформація про марковані дані, які використовувались для Київської області для 2013-2015 років наведена в таблиці 5.6. Всі полігони були випадковим чином розділені на навчальну вибірку (50%) для навчання класифікатора та тестову (50%) для незалежної оцінки точності класифікатора та методів постобробки.

Таблиця 5.6 –

Розподіл розмічених зразків у вибірках

№	Клас	2013		2014		2015	
		К-сть	Площа	К-сть	Площа	К-сть	Площа
1	Штучні об'єкти	6	23.0	15	53.0	0	0

2	Озима пшениця	51	3960.8	125	7589.4	102	3695.9
3	Озимий ріпак	12	937.3	36	1686.6	22	715.9
4	Ярі культури	9	455.9	44	1358.0	11	296.0
5	Кукурудза	87	7253.3	76	4030.4	98	4329.1
6	Цукровий буряк	8	632.5	18	1624.5	8	860.7
7	Соняшник	30	2549.0	31	1338.2	53	1954.0
8	Соя	60	3252.3	108	2965.3	87	3006.9
9	Інші культури	32	1364.0	12	451.9	0	0
10	Ліси	17	1014.3	35	1750.7	49	2012.3
11	Необроблювані землі	48	747.5	67	1528.8	64	952.3
12	Відкритий ґрунт	10	67.2	10	69.6	10	71.4
13	Водні об'єкти	16	448.3	31	578.9	43	1072.1
	Разом	386	22705.3	608	25025.3	547	18966.6

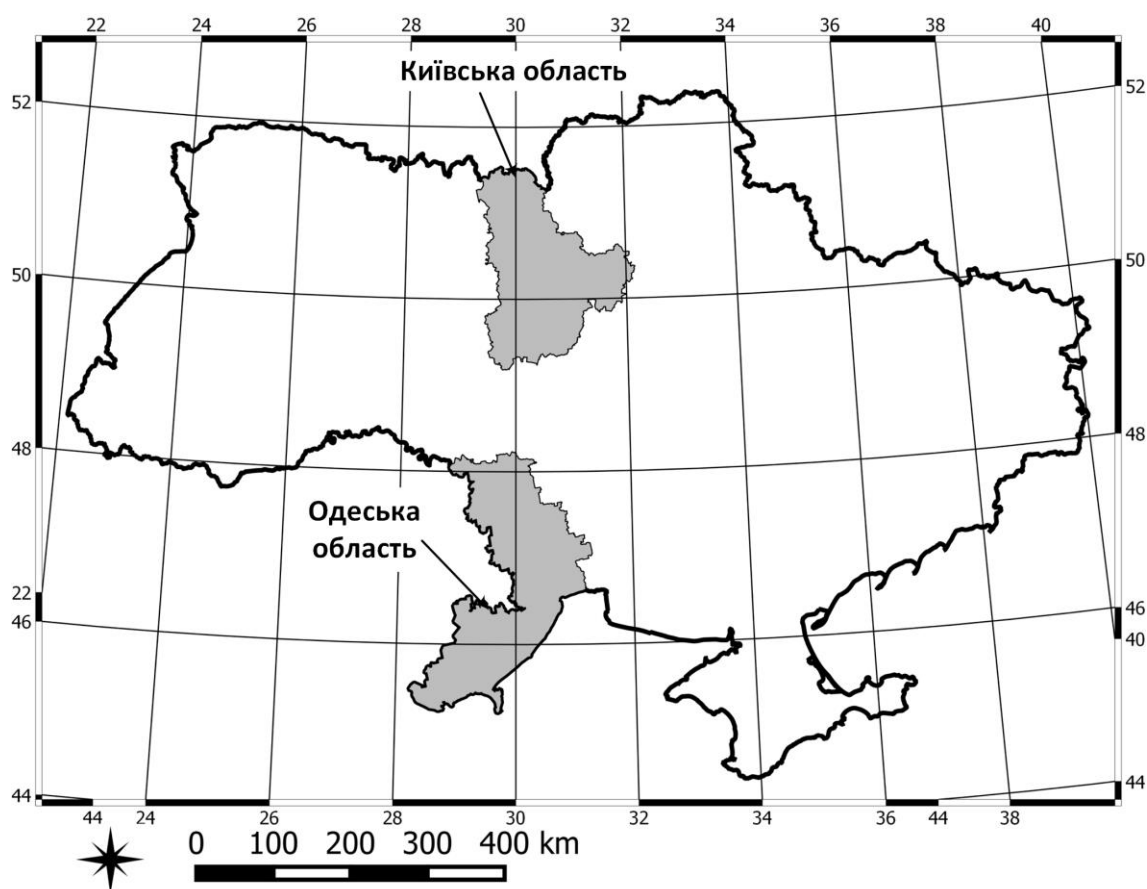


Рис. 5.13 Територія дослідження: Київська та Одеська області

Для даних карт класифікацій, побудованих на основі оптичних та радарних даних з супутників Landsat-8 та Sentinel-1 з розрізненням 30 м, були підібрані наступні значення параметрів

$$T_p^1 = 10$$

$$T_p^2 = 100$$

$$T_{Conv} = 0.8$$

$$T_{co} = 15$$

5.6.2 Аналіз результатів

Загальна точність початкової карти класифікації типів земного покриття для Київської області в 2013 році складала 85.3%. В якості еталонного загальноприйнятого методу постобробки з використання меж полігонів було вибрано метод голосування більшості. Використання даного методу дозволило підвищити точність карти класифікації до 87.7%. Водночас запропонований метод постобробки з можливістю розділення одного полігону на декілька полігонів дозволив отримати загальну точність 89.4%. Враховуючи те, що в даному експерименті використовувались лише контури сільськогосподарських полів, досліджувалась зміна точності розпізнавання лише цих класів, так як інші класи під час фільтрації суттєво не змінювались (табл. 5.7).

Таблиця 5.7 –

**Порівняння точностей початкової карти класифікації (а),
відфільтрованої за допомогою методу голосування (b) та
запропонованого методу (с) (РА — точність «виробника»; UA —
точність «користувача»)**

№	Клас	a		b		c	
		UA, %	PA, %	UA, %	PA, %	UA, %	PA, %
2	Озима пшениця	91.8	95.7	94.8	98.2	94.9	98.8

3	Озимий ріпак	99.4	93.5	99.5	96.5	99.5	96.5
5	Кукурудза	86.8	90.5	84.9	93.4	91.6	93.2
6	Буряк	89.6	94.9	99.9	97.2	99.6	99.9
7	Соняшник	85.4	84.1	96.4	82.2	91.2	82
8	Соя	77.1	69.7	80.3	74.2	82.2	84.3
	Загальна точність, %	85,3		87,7		89,4	
	Індекс Каппа	0,82		0,85		0,87	

Всього в рамках даного експерименту для Київської області було використано 16556 полігонів, а для Одеської області – 28727 полігонів. В результаті після застосування запропонованого методу постобробки для Київської області в 2013 році 902 полігони (5.5%) було розділено на декілька полігонів, для 2014 таких полігонів було 1513 (9.1%), а для 2015 – 1131 (7%). Для Одеської області в 2014 році 2323 полігони (8.0%) було розділено на декілька, а для 2015 – 2397 (8.3%). Дані результати свідчать про ефективність запропонованого методу постобробки при необхідності розділяти полігон на декілька полігонів, що дозволило збільшити точність остаточної карти класифікації (рис. 5.14).

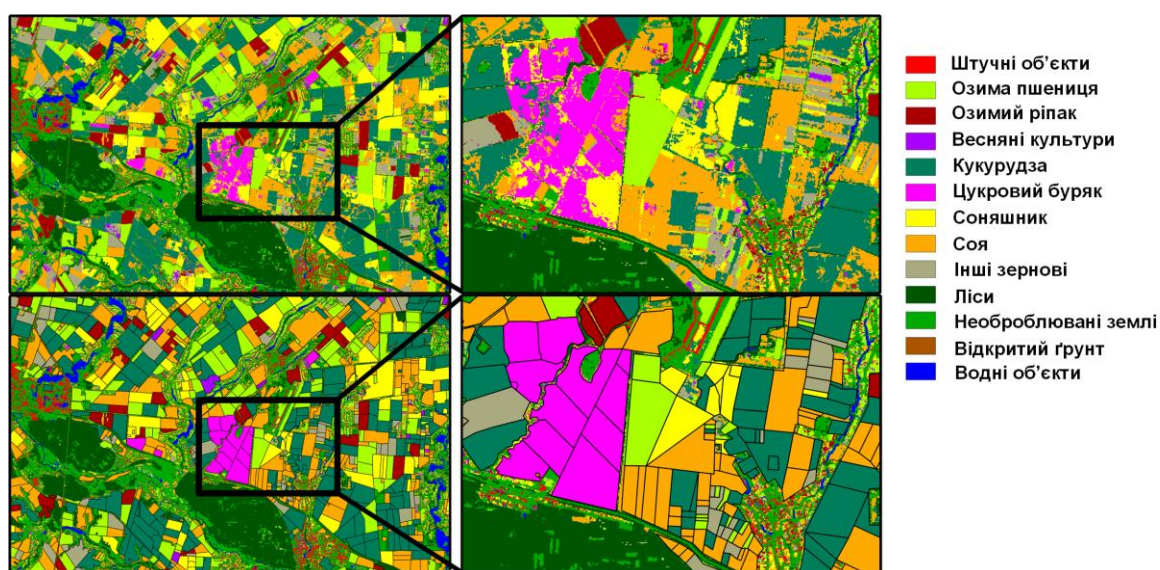


Рис. 5.14 Приклад початкової карти класифікації (зверху) та відфільтрованої карти за допомогою запропонованого методу (знизу)

5.7 Висновки до розділу

В даному розділі запропоновано математичний метод постобробки для карти класифікації багатовимірних зашумлених даних для зменшення наявного шуму на ній та збільшення її загальної точності. Ідея полягає в дослідженні кожної групи пікселів з однаковим значенням класу як цілісного об'єкта, на відміну від загально прийнятих методів, що базуються на принципі ковзного вікна. Даний підхід порівняно з загальноприйнятими методами фільтрації шуму і виявлено його перевагу як за допомогою оцінок точностей, так і візуально для території Київської області за 2017 рік. Головною його перевагою є збереження форм об'єктів та меж між ними і запобігання зникненню достовірно класифікованих об'єктів не великих розмірів. Загальна точність карти класифікації зросла на 2.3% в порівнянні з початковою картою та на 0.6% в порівнянні з покращеним методом голосування. Даний метод є універсальним і може застосовуватись до карт класифікацій, отриманих за допомогою будь-якого методу машинного навчання.

Також запропоновано математичний метод фільтрації на основі глибинних нейронних мереж, що самі визначають набори правил для ідентифікації шуму на карті класифікації. Даний підхід порівняно із запропонованим об'єктним методом фільтрації і виявлено його перевагу як за допомогою оцінок точностей, так і візуально для території Львівської області за 2018 рік. Загальна точність карти класифікації після фільтрації за допомогою U-net мережі зросла на 0.7% в порівнянні з початковою картою та на 0.3% в порівнянні з запропонованим об'єктним методом фільтрації.

У випадку наявності векторних полігонів запропоновано метод постобробки, що дозволяє автоматично визначити кількість різних об'єктів в межах полігону та розділити його на декілька полігонів, з подальшим призначенням переважаючого класу в межах кожного з них. Проведений експеримент для Київської області в 2013 році засвідчив, що використання розробленого методу дозволило автоматично розділити 902 полігони, що

складає близько 5.5% від всіх полігонів в області. Використання даного підходу забезпечило збільшення загальної точності на 4.1% в порівнянні з початковою картою класифікації.

Основні результати даного розділу опубліковані в роботах [1 – 3, 31 – 23]. В наступному розділі розглядається оптимальна реалізація запропонованих математичних методів та моделей в хмарній платформі Amazon та наведені приклади заснувань отриманих карт класифікацій багатовимірних геопросторових зашумлених даних великого об'єму.

РОЗДІЛ 6

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ І ЗАСТОСУВАННЯ

6.1 Підвищення ефективності обчислень

Враховуючи великі обсяги багатовимірних геопросторових даних і необхідність їх ефективної обробки, важливою є реалізація швидкого доступу до потрібної підвибірки у багатовимірних геопросторових даних. Всі існуючі програмні забезпечення, які надають можливість класифікації часового ряду багатовимірних геопросторових даних вимагають, щоб весь часовий ряд фізично був в одному файлі. Створення такого файлу для великих обсягів даних є надзвичайно часозатратною операцією. Тому було розроблено процедуру доступу до потрібної підвибірки у геопросторових даних, що фізично знаходяться в різних файлах [49]. Також для можливості розпаралелення класифікації реалізовано зчитування даних невеликими блоками з розміром b_s , кожен з яких обробляється на незалежних потоках (рис. 6.1).

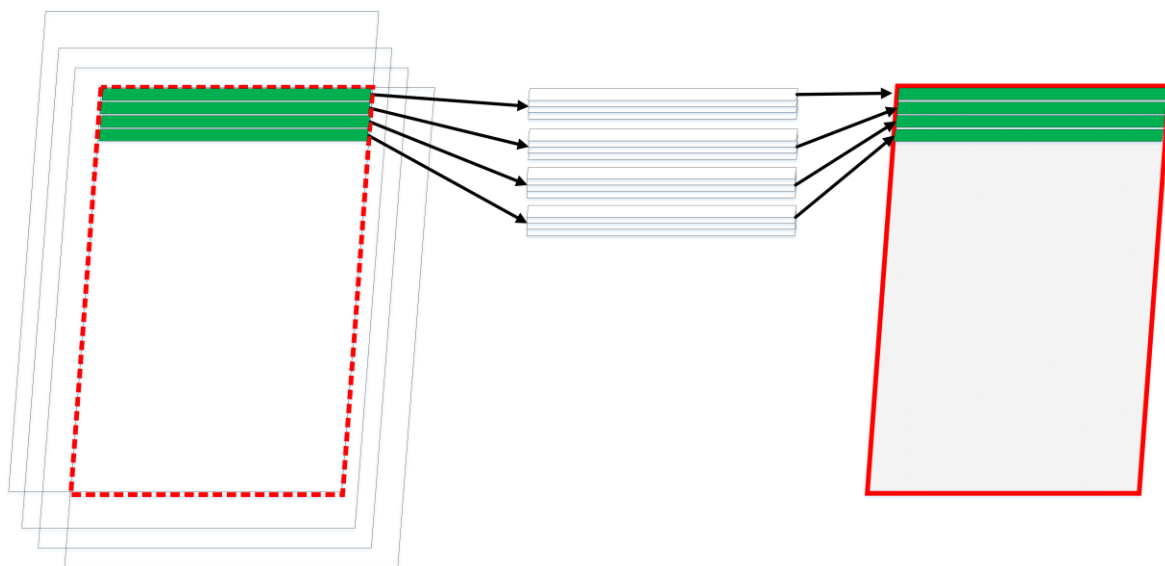


Рис. 6.1 Схема ефективної процедури доступу до часового ряду багатовимірних геопросторових даних для побудови карти класифікації

Наведемо псевдокод даного алгоритму:

Визначаємо спільну підвибірку з координатами (x_1, y_1, x_2, y_2)

Для i від y_1 до y_2 з кроком $\frac{y_1 - y_2}{\text{resolution}} \cdot b_s$

Для кожного спостереження з часового ряду

Читаємо дані по координатам $\left(x_1, i, x_2, i + \frac{y_1 - y_2}{\text{resolution}} \cdot b_s \right)$

Класифікація даного блоку

Запис в результуючу карту класифікації

При побудові карти класифікації багатовимірних даних великого об'єму на завантаження даних витрачається приблизно стільки ж часу, як і на їх попередню обробку. Тому запропоновано та реалізовано інформаційну технологію класифікації багатовимірних зашумлених даних, використовуючи хмарну платформу. Використання хмарної платформи дозволяє не витрачати час на завантаження геопросторових даних, тому що основні провайдери хмарних платформ надають безкоштовний доступ до вже завантажених геопросторових даних. Зазвичай інфраструктура хмарної платформи включає в себе сервіси хмарного зберігання даних та обчислювальні сервіси. Сервіси хмарного зберігання даних надають доступ до сховищ великих розмірів, проте без можливості проведення обчислень, а обчислювальні сервіси надають доступ до потужних віртуальних машин з невеликим розміром дискового простору.

На рисунку 6.2 зображено запропоновану архітектуру системи обробки та класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму у вигляді динамічної діаграми послідовностей [58]. Спершу головний контролер подає запит на формування метаданих для досліджуваної території на структуратор даних, який в свою чергу перевіряє наявність багатовимірних даних по заданій території та заданому часовому інтервалу, потім, аналізуючи метадані підходящих даних, групує їх за розташуванням, після чого формує список

метаданих підходящих даних, розбитих на групи відповідно до їх розташування в просторі, та надсилає його на головний контролер.

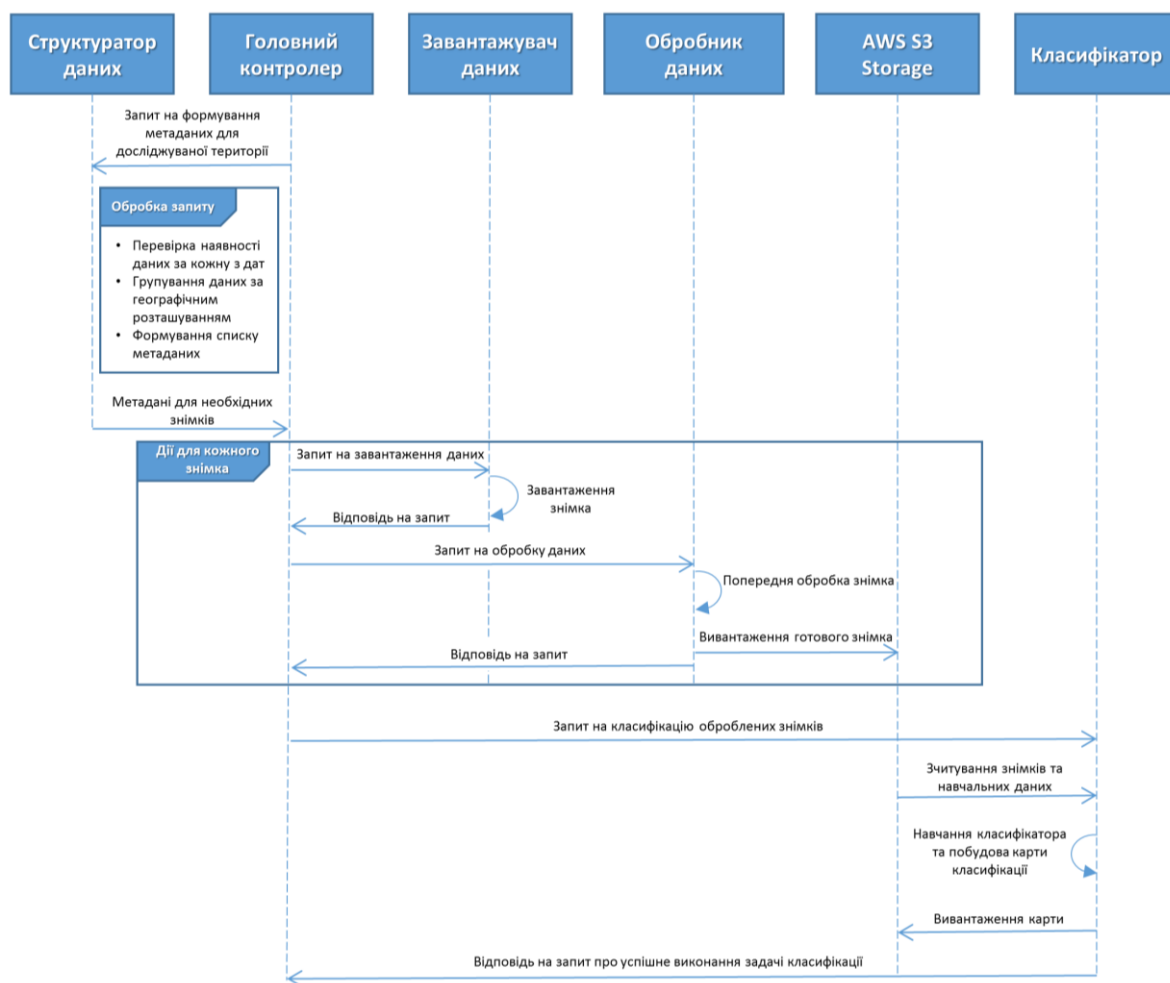


Рис. 6.2 Динамічне подання інформаційної технології обробки та класифікації багатовимірних зашумлених даних

Наступним кроком відбувається попередня обробка даних, під час якої головний контролер циклічно для кожного спостереження з отриманого списку виконує наступну послідовність дій: надсилає запит на завантажувач даних з конкретними метаданими необхідного знімку, де відбувається завантаження даних з загального сховища даних на власну хмарну машину, далі після отримання головним контролером відповіді про успішне виконання даного запиту надсилає запит на обробника даних, який в свою чергу по закінченню процедури обробки вивантажує оброблені дані на власне сховище (AWS S3

Storage) і передає відповідь про успішне вивантаження даних головному контролеру. Останнім етапом є класифікація оброблених багатовимірних даних з використанням прямого доступу до сховища, де вже розташовані необхідні дані. В етапі класифікації відбувається навчання класифікатора з використанням навчальних даних та оптимізована побудова карти класифікації, яка по закінченню вивантажується у сховище для зручного зберігання.

Для дослідження ефективності запропонованого підходу та розробленої інформаційної технології проведено порівняння зі стандартним підходом до класифікації багатовимірних зашумлених даних (рис. 6.3).

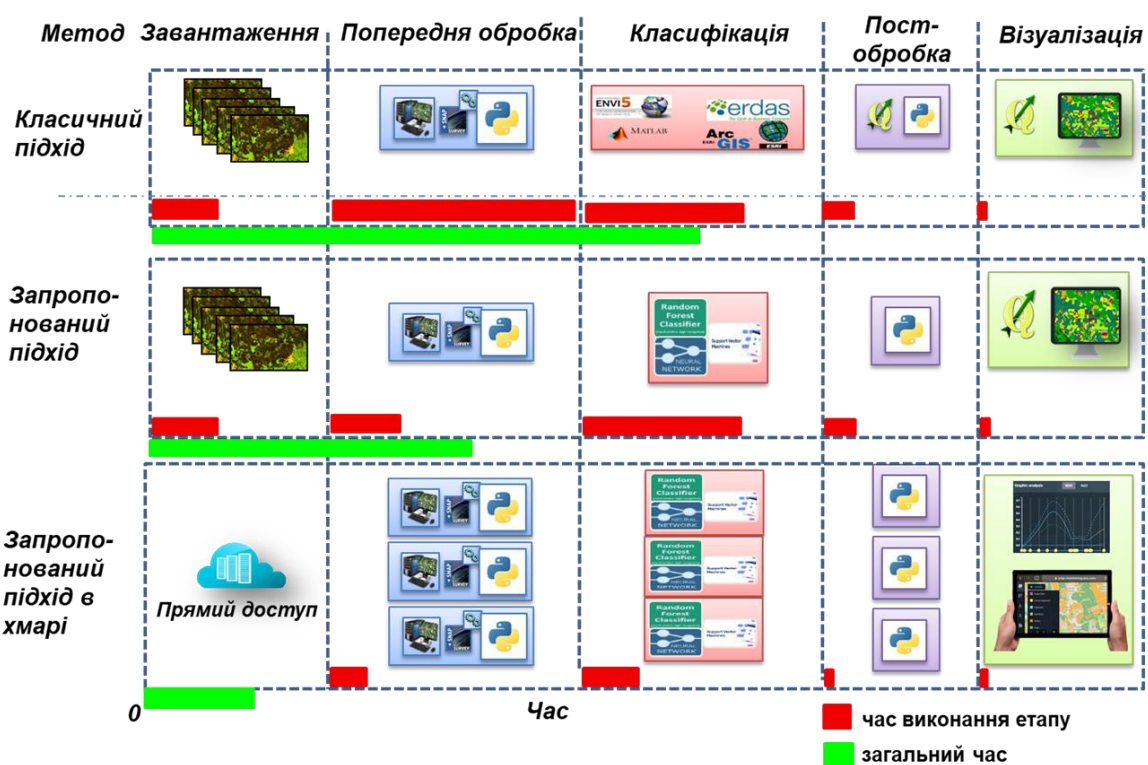


Рис. 6.3 Схема порівняння ефективності запропонованого підходу та розробленої інформаційної технології з традиційним підходом

В стандартному підході багато часу втрачається на завантаження багатовимірних даних на локальну машину, що у випадку використання хмарної платформи не є актуальним. Попередня обробка в традиційному підході з використанням готового програмного забезпечення вимагає склеювання даних в один багатоканальний файл. Дана процедура була

прискорена з використанням запропонованого алгоритму ефективного доступу до багатовимірних даних. Також, враховуючи потужні обчислювальні ресурси, що надаються хмарними провайдерами та ефективну програмну реалізацію, етапи попередньої обробки даних, класифікації та постобробки розпаралелюються на доступні машини, що значно зменшує час виконання у порівнянні з локальними ресурсами.

6.2 Хмарні реалізації

6.2.1 Система Sen2Agri

Враховуючи великі обсяги багатовимірних даних і необхідність використання потужних обчислюваних ресурсів для їх обробки, ефективним засобом для вирішення цієї проблеми є використання хмарних ресурсів та розгортання запропонованих алгоритмів в них. В рамках проекту європейської комісії “Демонстрація можливостей Sentinel-2 для потреб сільського господарства” було запущено систему автоматичного завантажування даних, їх обробки та класифікації Sen2Agri, що працювала локально [188, 189]. Дана система зручна для користування, так як всі взаємодії з нею користувач виконує через веб-інтерфейс (рис. 6.4). В якості класифікатора використовувався стандартний класифікатор random forest. Дана система дозволила в автоматичному режимі отримувати місячні безхмарні композити, вегетаційні індекси, маски сільськогосподарських земель та карти класифікації земного покриву для великих територій, наприклад України, що демонструє користь продуктів з даної системи для державних, наукових та міжнародних сільськогосподарських підприємств. Наразі планується перенесення та розгортання даної системи в хмарній платформі для прискорення і масштабування результатів її роботи.

Рис. 6.4 Веб-інтерфейс Sen2Agri системи

6.2.2 Хмарна платформа Google Earth Engine

Використовуючи хмарну платформу Google Earth Engine та вбудовані класифікатори можна швидко і просто отримати карту класифікації земного покриття для великої території або карту класифікації різних типів сільськогосподарських культур для невеликої території, наприклад, лише Київської області. Існуючі в ній класифікатори виявились менш точними, ніж запропонований математичний метод на основі нейронних мереж. Проте дана платформа є зручною для геопросторової обробки великих об'ємів супутникових даних, що не включає в себе використання методів машинного навчання. Прикладом таких задач є обрахунок вегетаційних індексів для часового ряду супутникових знімків в масштабах країни.

6.2.3 Хмарна платформа Amazon

На хмарній платформі Amazon реалізовано автоматизований потік виконання (workflow) для задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму з використанням запропонованого математичного методу глибинного навчання. У класичному потоці виконання використовується архітектура для вирішення задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму, що складається з завантаження та попередньої обробки даних, класифікації, постобробки. Однак класичний потік виконання спирається на завантаження та зберігання даних локально. Завдяки реалізації потоку виконання на хмарній платформі можна подолати проблеми з завантаженням великих об'ємів даних, видаливши цей крок, тому що платформа Amazon забезпечує легкий та швидкий доступ до часових рядів геопросторових даних через масштабовану інфраструктуру веб-служб Amazon Web Services (AWS). Також платформа Amazon надає доступ до потужних обчислювальних ресурсів, які необхідні для реалізації та використання найсучасніших математичних методів машинного та глибинного навчання.

6.3 Застосування

6.3.1 Карта класифікації сільськогосподарських культур для території України в кінці сезону

Однією з задач, яка досліджена в даному пункті дисертаційного дослідження, є це побудова карти класифікації сільськогосподарських культур для території України за 2016 рік. Для розв'язання поставленої задачі використовувались система Sen2Agri та хмарна платформа Amazon. Враховуючи специфіку проекту, розроблена система Sen2Agri класифікує лише пікселі, що належать до сільськогосподарських класів, а потік виконання на

Amazon дозволяє класифікувати всі класи. Тому порівняти загальні точності отриманих карт немає можливості. Аналогічним чином було побудовано карти класифікації за 2017 та 2018 роки за допомогою платформи Amazon. Приклади отриманих карт класифікацій зображені на рисунках 6.5 – 6.8.

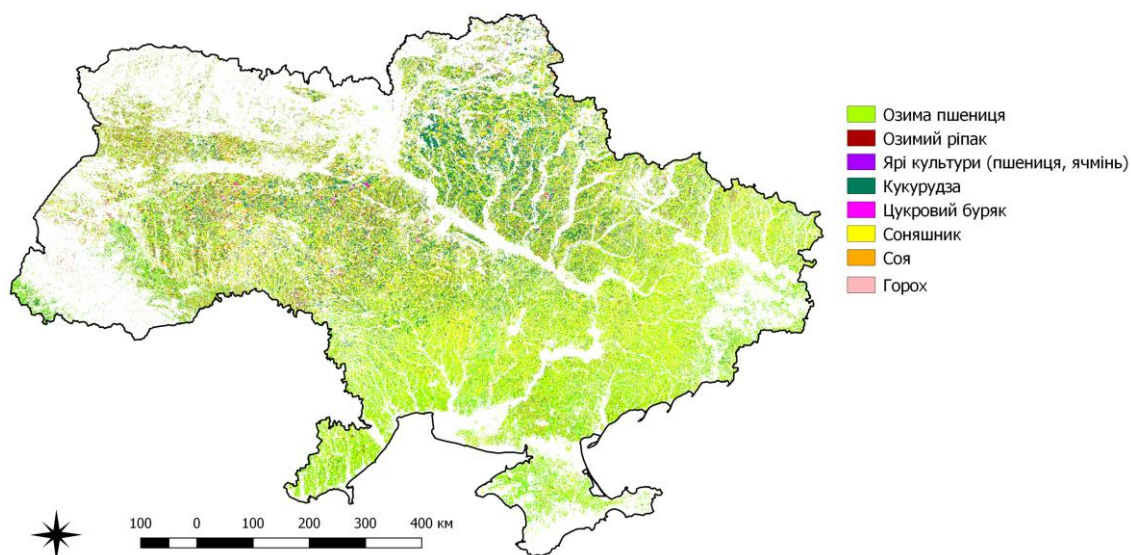


Рис. 6.5 Карта класифікації сільськогосподарських посівів для 2016 року на основі Sen2Agri системи

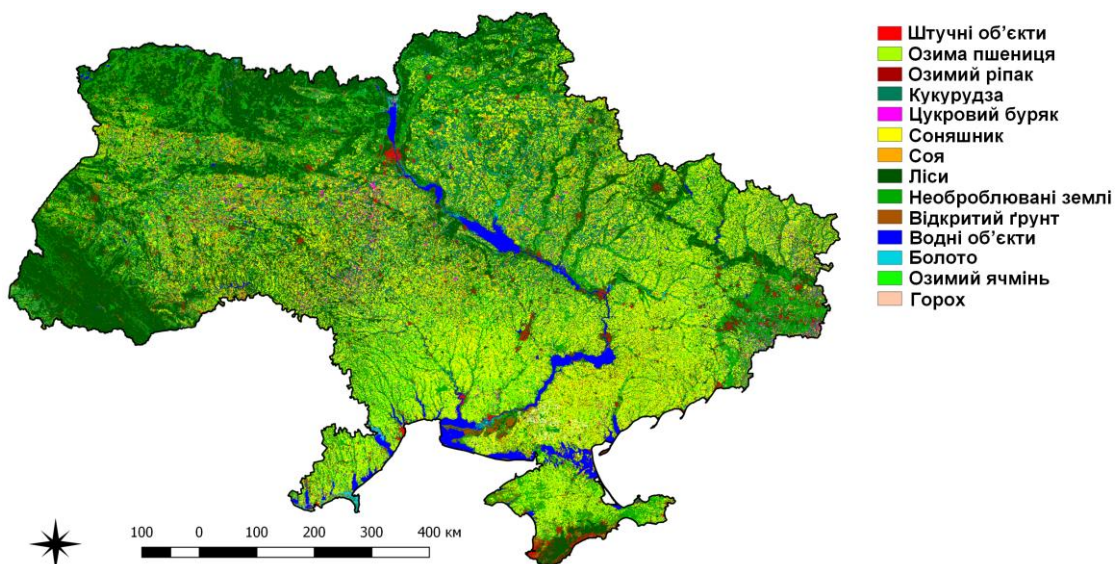


Рис. 6.6 Карта класифікації сільськогосподарських посівів для 2016 року на основі Amazon

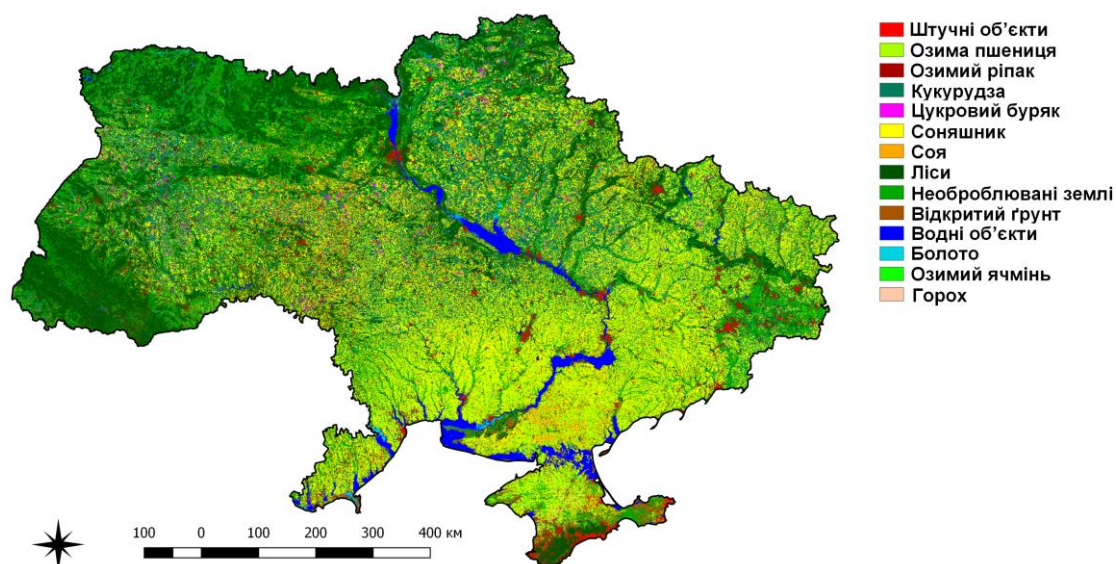


Рис. 6.7 Карта класифікації сільськогосподарських посівів для 2017 року на основі Amazon

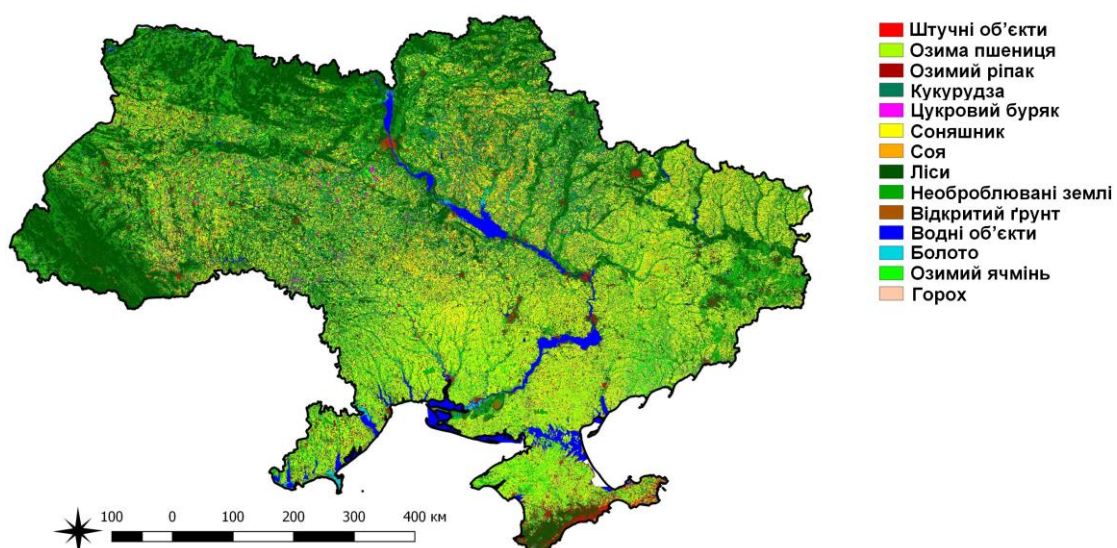


Рис. 6.8 Карта класифікації сільськогосподарських посівів для 2018 року на основі Amazon

6.3.2 Карта класифікації озимих культур для території України на початку сезону

В задачах прогнозування врожайності часто використовують карти класифікації, щоб дізнатись, де розташовані поля з досліджуваною культурою. Проте для оцінки врожайності озимих культур необхідно мати карту

класифікації озимих культур ще до закінчення сезону вегетації. В даному пункті досліджується побудова карт озимих культур на початку сезону за допомогою Sen2Agri системи та Google Earth Engine (рис. 6.9, 6.10). Для оцінки якості отриманих карт, пораховано площі озимої пшениці та озимого ріпаку на обох картах по кожній з областей України та порівняно з офіційною статистикою (рис. 6.11, 6.12).

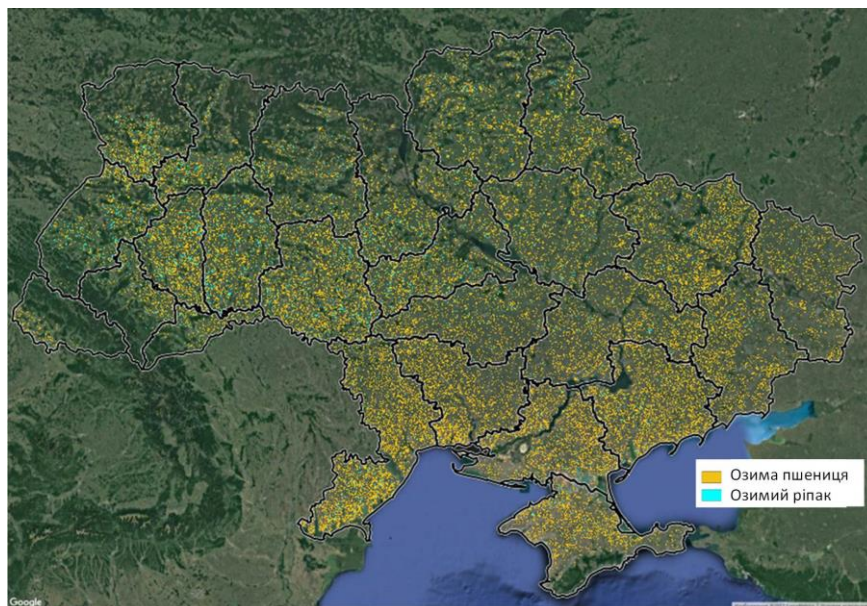


Рис. 6.9 Карта класифікації озимих культур для 2016 року на основі Sen2Agri системи

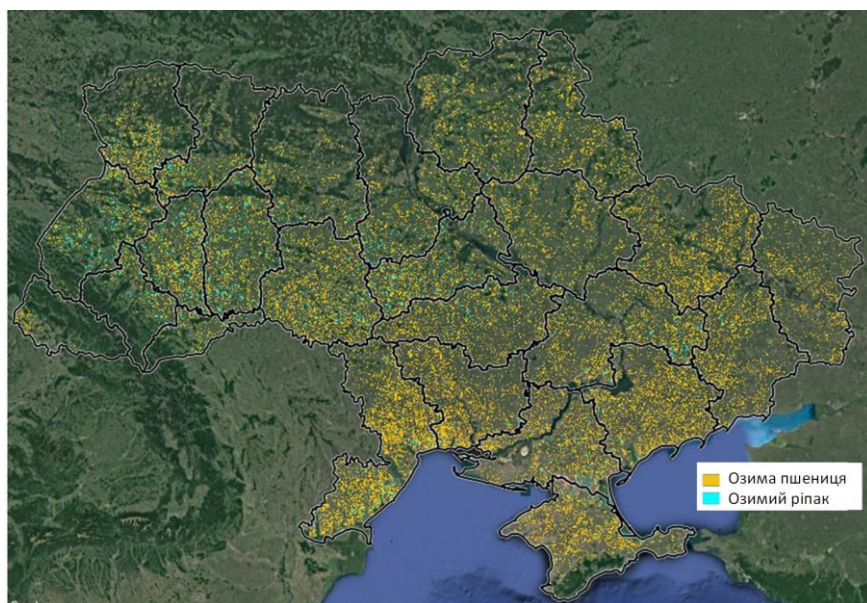


Рис. 6.10 Карта класифікації озимих культур для 2016 року на основі Google Earth Engine

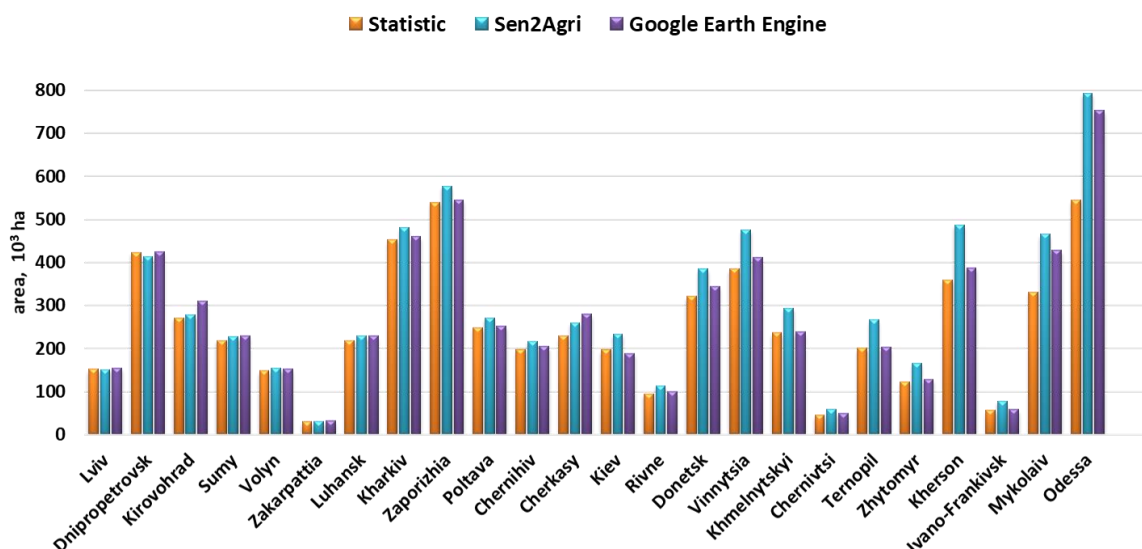


Рис. 6.11 Порівняння отриманих площ озимої пшениці зі статистикою

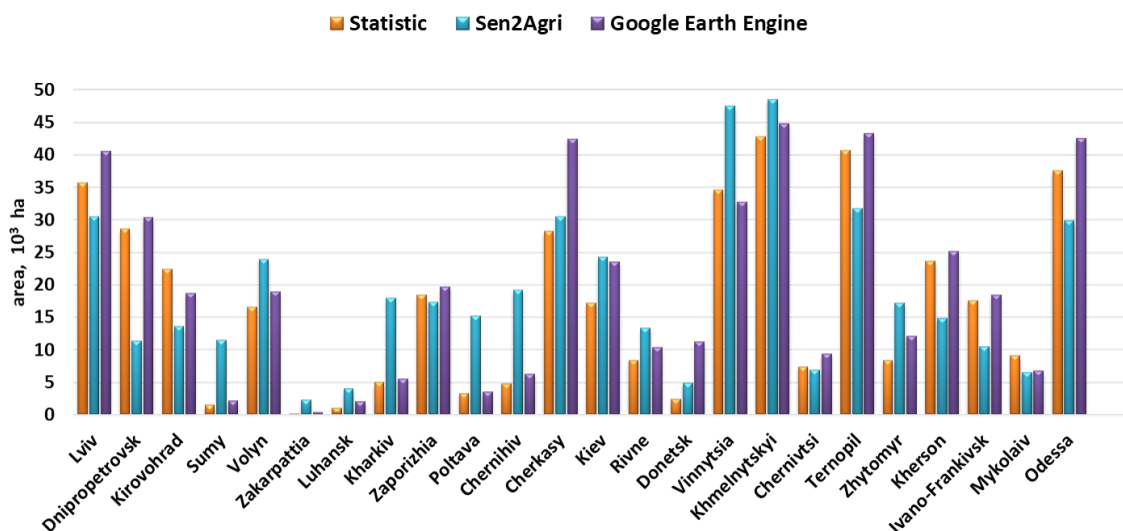


Рис. 6.12 Порівняння отриманих площ озимого ріпаку зі статистикою

6.3.3 Карта класифікації сільськогосподарських культур для території Англії

Використовуючи розроблений потік виконання та хмарну платформу Amazon побудовано також карти класифікації типів земного покриття для території Англії за 2016 та 2017 роки (рис. 6.13). Такі карти дозволяють оцінити площі кожної з культур, їх розташування, зміни загальних тенденцій сільськогосподарських культур, появу вирубок в лісах, показати збільшення чи

зменшення необроблюваних земель та ріст міст в Англії.

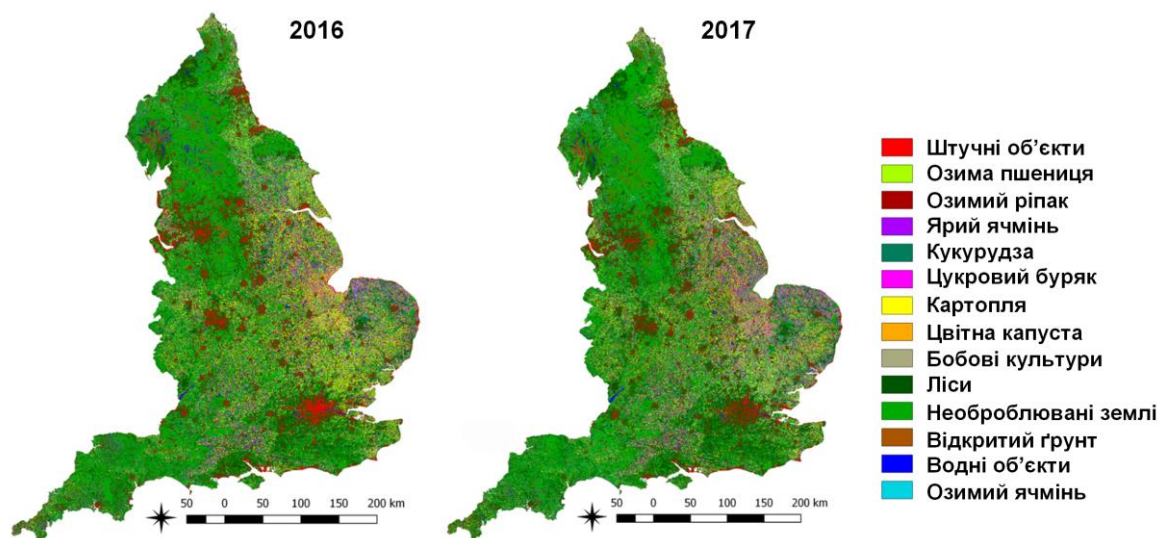


Рис. 6.13 Карти класифікації сільськогосподарських посівів для 2016 та 2017 років для території Англії на основі хмарної платформи Amazon

6.3.4 Карта продуктивності земель для території України

Для вирішення задачі оцінки продуктивності земель для території України на основі розроблених методів необхідно використовувати супутникові знімки не лише за один вегетаційний період, а протягом декількох років. З сирих супутникових даних обчислювались вегетаційні індекси, що демонструють стан та розвиток рослини на досліджуваній території. На їх основі за допомогою хмарної платформи Google Earth Engine будувалась карта продуктивності земель для 2013-2016 років (рис. 6.14). Як видно з рисунка, найбільш продуктивними землями є зрошувані землі на півдні України, водночас мало продуктивними виявились закинуті землі. Такі карти є важливими для тих, хто хоче купити чи орендувати земельні ділянки.

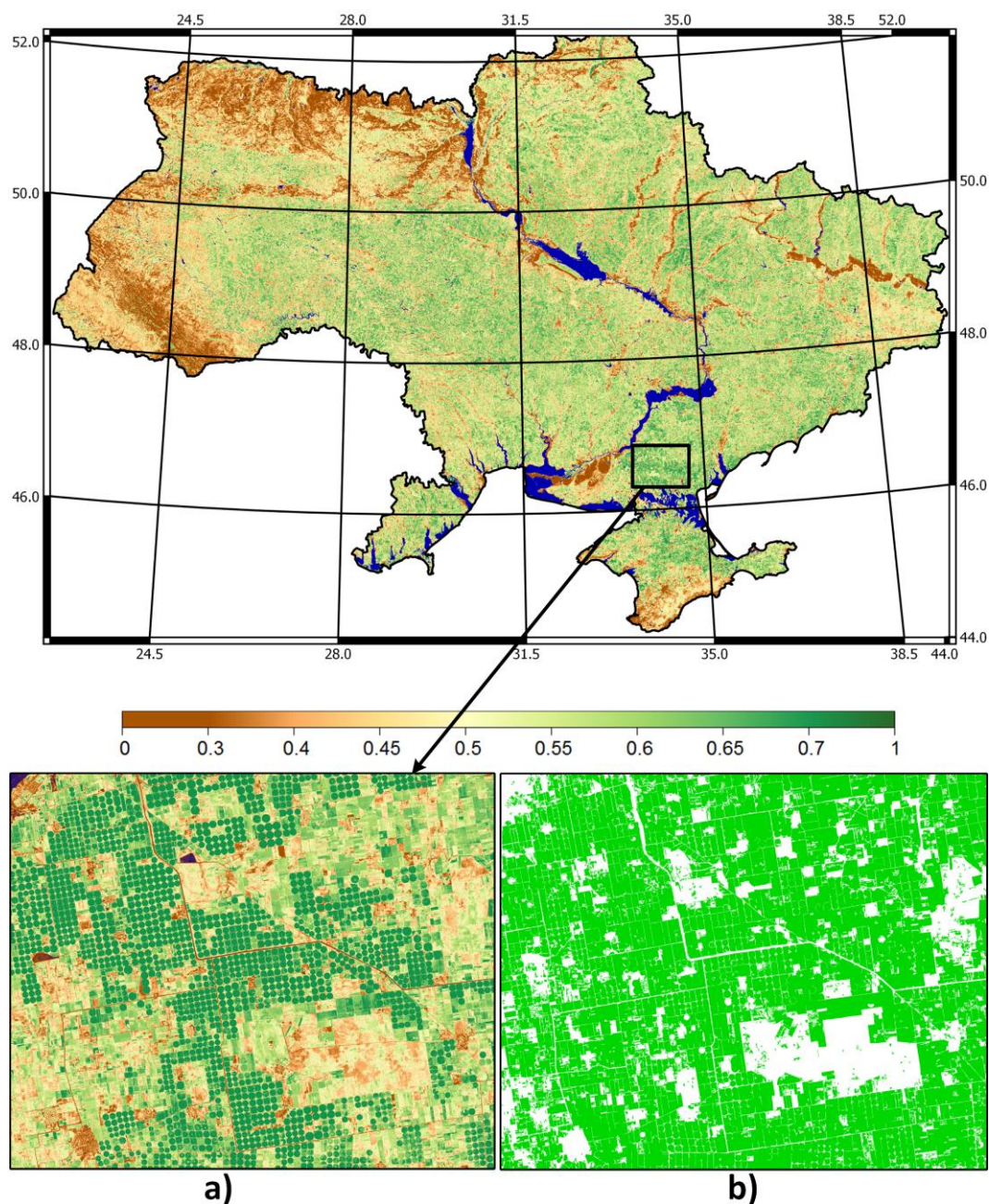


Рис. 6.14 Карта продуктивності земель за 2013-2016 роки для території України; а) найбільш продуктивні землі (зрошені) та б) маска сільськогосподарських земель, отримана з Sen2Agri системи

6.3.5 Дослідження зв'язку даних дистанційного моніторингу з показниками сталого розвитку регіонів

В даному підрозділі розглядається задача визначення економічних показників, для моделювання яких можна застосовувати індуктивні підходи та

математичні методи глибинного навчання на основі геопросторових даних, проводиться оцінка точності таких моделей. Серед економічних показників розглядаються індекс сталого розвитку та ступінь гармонізації.

Отримані карти земного покриття за різні періоди часу в сукупності зі статистичними даними дозволяють аналізувати площі орних земель, а на більш високому рівні — показники розвитку рослинництва в регіонах України. Аналіз змін земного покриття за даними дистанційного зондування Землі дозволяє оцінювати, проводити аналіз та робити висновки щодо рівня розвитку агропромислового комплексу, а точніше такої галузі сільського господарства як рослинництво.

Враховуючи той факт, що дані, отримані за допомогою дистанційних засобів зондування Землі, мають неупереджений характер, а підрахунок кількісних параметрів можна автоматизувати, таке джерело інформації є надійним для підрахунку макроекономічних показників [20].

До числа основних показників стану агропромислового комплексу, в обрахунку яких доцільно використовувати дані геопросторового моніторингу, відносяться: обсяг виробництва сільськогосподарської продукції, структура валової продукції сільського господарства у вартісному вимірі (в нашому випадку рослинництва); виробництво основних видів продукції рослинництва у натуральному вимірі та сільськогосподарське виробництво за формами власності.

Обсяг виробництва сільськогосподарської продукції – один з основних показників, які характеризують діяльність сільськогосподарських підприємств. Від його величини залежить об'єм реалізації продукції, рівень її собівартості, маса прибутку, рівень рентабельності та інші економічні показники. У вартісній формі валову продукцію сільського господарства розраховують у порівняних цінах з метою: визначення обсягу її виробництва в структурному співвідношенні в цілому по підприємствах, окремих регіонах і на державному рівні; ряду вартісних економічних показників, що характеризують рівень продуктивності праці, віддачі основних фондів; фондомісткості виробництва,

його капіталомісткості та ін.; темпів зростання валового виробництва продукції; продуктивності праці та інших якісних показників у цілому по сільському господарству.

При визначенні вартості валової продукції сільського господарства до її складу включають вартість основної, побічної і супутньої продукції рослинництва, приріст незавершеного виробництва в цих галузях і вартість вирощування за рік молодих культурних насаджень (до вступу їх у період плодоношення).

Показник виробництва валової продукції на 100 га сільськогосподарських угідь характеризує рівень ефективності використання землі, а тому його зростання засвідчує поліпшення господарської діяльності підприємства і навпаки. Очевидно, що в масштабах адміністративної одиниці — району або області — для аналізу ефективності використання сільськогосподарських земель важливу роль відіграє залежність вартості валової продукції сільського господарства від площі орних земель. Площі орних земель для окремих адміністративних одиниць можна отримати на основі карт земного покриття, побудованих шляхом класифікації геопросторових даних, запропонованим математичним методом глибинного навчання.

Рівень розвитку рослинництва аналізується за такими показниками як загальна площа земель сільськогосподарського користування; посівні площі; площі сільськогосподарських земель під основними сільськогосподарськими культурами; валовий збір сільськогосподарських культур; урожайність основних сільськогосподарських культур. Використання засобів дистанційного зондування Землі дає можливість проведення валідації статистичних економічних показників.

На рисунку 6.15 наведено статистичні показники обсягу продукції сільського господарства в областях України та проаналізовано їх залежність від площі сільськогосподарських земель в 1990, 2000 та 2010 рр., відповідно.

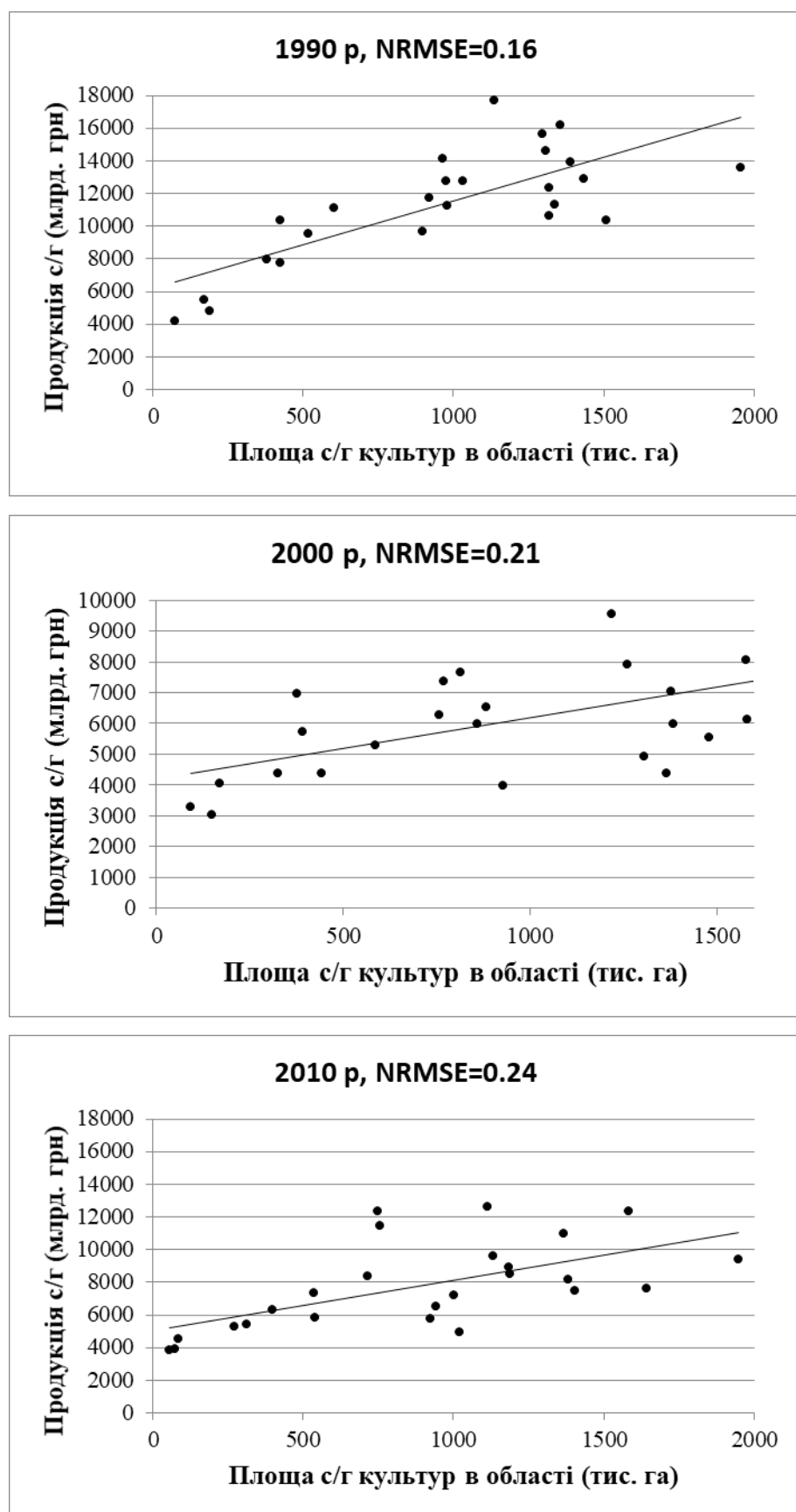


Рис. 6.15 Залежність обсягу продукції сільського господарства в областях України від площі сільськогосподарських земель в 1990, 2000 та 2010 рр.

На більш високому рівні абстракції в якості економічних показників стану і розвитку області використовується індекс сталого розвитку та ступінь гармонізації. Індекс сталого розвитку – це оцінка сфери розвитку суспільства з огляду на три сфери: економічну, екологічну та соціально-інституціональну [190]. Враховуючи, що всі дані та індекси обчислюються за допомогою різних величин і в різних діапазонах, всі дані нормуються в діапазон 0-1. Ступінь гармонізації показує наближення кута між індексом сталого розвитку та «ідеальним» вектором, що рівновіддалений від кожної з координат (економічної, екологічної та соціально-інституціональної) [190]. Результати аналізу індексу сталого розвитку і ступеня гармонізації для кожної області за 2010 рік наведено на рис. 6.16.



Рис. 6.16 Індекс сталого розвитку та ступінь гармонізації за 2010 рік

Досліджуючи залежність цих показників від площ оброблюваних земель зазначимо, що індекс сталого розвитку не залежить від площ оброблювальних земель. Цей результат пояснюється тим, що індекс сталого розвитку залежить від трьох різних величин, і оброблювальні площі мають малий вплив на індекс сталого розвитку. Водночас, ступінь гармонізації для області має пряму залежність від площ оброблювальних земель (рис. 6.17).

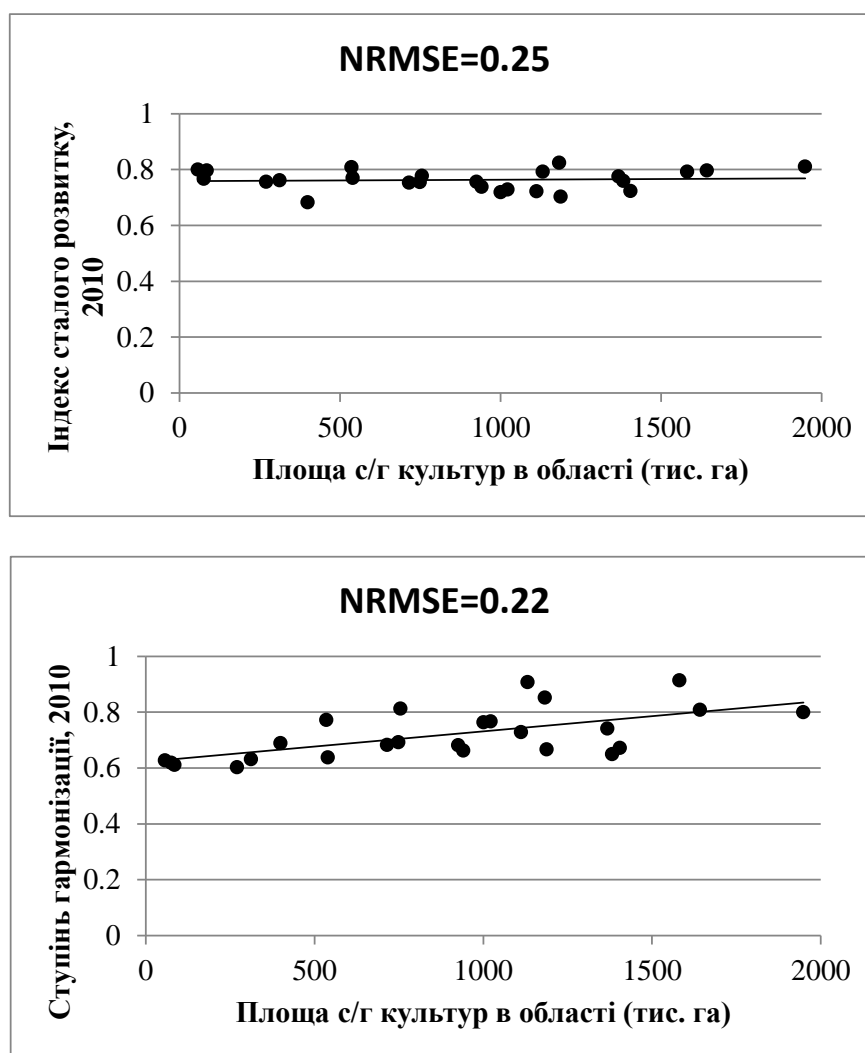


Рис. 6.17 Залежність індексу сталого розвитку від оброблювальних земель (зверху) та залежність ступеня гармонізації від оброблювальних земель (знизу) за 2010 рік

Таким чином, проведення оцінки змін земного покриву на основі математичного методу глибинного навчання з використанням геопросторових даних дозволяє здійснювати аналіз опублікованих статистичних даних на різних рівнях деталізації та їх верифікацію, вести кон'юнктурні спостереження у сільському господарстві, розраховувати індекс сільськогосподарського виробництва, інші показники, зокрема, за інституційними секторами економіки згідно з методологією системи національних рахунків (СНР).

Впровадження інформаційних технологій в агромоніторинг забезпечує оперативний збір, обробку, збереження та поширення геопросторової

інформації про структуру площ, стан і продуктивність сільськогосподарських угідь, що в свою чергу допомагає вирішувати питання, пов'язані з прогнозуванням обсягів виробництва, формуванням цін на ринках сільськогосподарської продукції, розрахунком різноманітних економічних показників.

Так, наприклад, використання даних агромоніторингу дозволяє проводити верифікацію таких економічних показників субнаціонального та субрегіонального рівня, зокрема, ефективності використання ріллі (відношення площі засіяних земель до загальної площі ріллі), інтенсивності та ефективності використання посівних площ (відношення площ збирання до посівних площ), оцінки рівня пошкодження посівних площ шкідниками, відсутністю вологи, пожежею тощо (відношення цих площ до загального обсягу площ, які підлягають збиранню), ступеня використання меліорованих земель (відношення засіяних меліорованих земель до загальної площі осушених та зрошених земель).

Виходячи з вищенаведеного, дані агромоніторингу на державному рівні мають використовуватись при оцінці економічних показників, а також індикаторів та критеріїв продовольчої безпеки держави таких, як продовольча незалежність, фізична та економічна доступність харчових продуктів, тощо.

6.4 Висновки до розділу

В шостому розділі дисертаційного дослідження практично реалізовані запропоновані математичні моделі та методи глибинного навчання для задачі класифікації багатовимірних зашумлених даних великого об'єму у вигляді потоку виконань. Для ефективної роботи з часовими рядами багатовимірних геопросторових даних розроблено процедуру доступу до потрібної підвибірki у геопросторових даних в кожному з файлів. Імплементация запропонованих математичних методів класифікації геопросторових зашумлених даних великого об'єму в хмарній платформі Amazon дозволила прискорити

отримання карт класифікацій в 5 разів порівняно з традиційним підходом.

На основі запропонованих математичних методів побудовані карти класифікації типів земного покриву високого розрізнення для території України за 2016 – 2018 роки та для території Англії за 2016 та 2017 роки. Для областей України досліджено зв'язок між індексом сталого розвитку і площею оброблювальних земель та між ступенем гармонізації і площею оброблювальних земель. Продемонстровано можливість використання розроблених математичних методів глибинного навчання для оцінки та моделювання ступеня гармонізації для областей України.

Потенційними користувачами даної інформації в Україні є, перш за все, Рада національної безпеки і оборони України (з точки зору забезпечення продовольчої безпеки держави), Міністерство аграрної політики, Державна служба статистики, Міністерство економічного розвитку і торгівлі, обласні та районні держадміністрації, органи місцевого самоврядування.

Основні результати даного розділу опубліковані в роботах [16 – 21, 49, 58].

ВИСНОВКИ

У дисертаційному дослідженні розв’язана задача підвищення точності класифікації часових рядів геопросторових багатовимірних зашумлених даних великого об’єму шляхом розроблення та вдосконалення методів та моделей глибинного навчання та реалізації їх у вигляді потоку виконання в хмарному обчислюваному середовищі.

За результатами дисертаційної роботи можна зробити наступні висновки:

1. Проведено аналіз існуючих математичних постановок задач, моделей та методів машинного навчання, в тому числі глибинного навчання, що застосовуються в різних сферах. Виділено проблеми, які не дозволяють напряму використати відомі моделі глибинного навчання до задач аналізу геопросторових даних. Сформульована задача розробки методів класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних великого об’єму, яку автор пропонує розв’язувати шляхом уніфікації подання багатовимірних зашумлених даних у вхідному просторі та адаптації методів глибинного навчання для роботи з часовими рядами багатовимірних зашумлених даних великого об’єму.

2. Вперше розроблено метод уніфікації подання вхідних багатовимірних геопросторових зашумлених даних великого об’єму, який дозволяє часові ряди геопросторових даних, що складаються з різної кількості спостережень та отримані в різний період часу, перевести в один гіперпростір. Розроблений метод дозволив уникнути виділення ознак експертом з даних великого об’єму, що нерівномірно розподілені у вхідному просторі, а використовувати на вхід класифікатора всі доступні дані, не зменшуючи їх інформативності.

3. Удосконалено метод навчання без вчителя на основі розрідженого автокодувальника для кращого виділення ознак з вхідних багатовимірних геопросторових даних великого об’єму. Застосування розрідженого автокодувальника для виділення ознак з немаркованих багатовимірних зашумлених даних великого об’єму, на відміну від традиційних методів

машинного навчання, вперше дозволило отримати карту класифікації багатовимірних зашумлених даних за 2017 рік без використання навчальних даних за 2017 рік, а маючи навчальні дані лише за 2016 рік. Загальна точність отриманої карти складала 85.9%.

4. Отримав подальший розвиток метод класифікації на основі ансамблю згорткових нейронних мереж для побудови карти багатовимірних зашумлених даних великого об'єму. Використання вдосконаленого методу класифікації дозволило перевершити існуючі на сьогодні інші підходи машинного навчання: на 5.9% метод random forest, на 1.9% ансамбль багатошарових персептронів, який в свою чергу перевершив на 10% найкращий, реалізований в Google Earth Engine платформі класифікатор – CART та перевершив всі інші підходи, що були розроблені в інших наукових установах, з точки зору загальної точності класифікації для чотирьох з п'яти досліджуваних територій: Бразилії, Росії, України та Аргентини.

5. Вперше розроблено математичний метод фільтрації карт класифікацій, який відрізняється від відомих до цього підходів, що базувались на пошуку згорткового перетворення, використанням більш складного перетворення, що враховує семантику карти класифікації на основі комбінації логічних і морфологічних операцій, а не лише локальні ознаки. Розроблений метод дозволив зберегти форми об'єктів на карті класифікації та межі між ними. Проведені експерименти щодо оцінки ефективності запропонованого методу фільтрації показали, що даний метод дозволив покращити загальну точність початкової карти на 2,3% та отримати загальну точність на 0,6% вище в порівнянні з результатними, отриманими за допомогою покращеного методу голосування.

6. Запропоновано математичний метод фільтрації на основі глибинних нейронних мереж, що самі визначають набори правил для ідентифікації шуму на карті класифікації. Даний підхід порівняно із запропонованим об'єктним методом фільтрації і виявлено його перевагу як за допомогою оцінок точностей, так і візуально для території Львівської області за

2018 рік. Загальна точність карти класифікації після фільтрації за допомогою U-net мережі зросла на 0.7% в порівнянні з початковою картою та на 0.3% в порівнянні з запропонованим об'єктним методом фільтрації.

7. Отримали подальший розвиток запропоновані методи класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних шляхом реалізації у вигляді потоку виконання з використанням хмарної платформи Amazon, що дозволило зменшити час обробки інформації за рахунок ефективного доступу до даних та розпаралелювання. В підсумку це дозволило скоротити час побудови карт класифікацій в 5 разів порівняно з традиційним підходом та отримати карти класифікації типів земного покриву на основі супутникових даних високого розрізнення для території України за 2016-2018 роки та для території Англії за 2016 та 2017 роки.

8. Реалізовані запропоновані математичні методи та моделі глибинного навчання для класифікації багатовимірних зашумлених геопросторових даних у вигляді потоку виконання використовується в Інституті космічних досліджень НАН України та ДКА України і в ТОВ ЕОС ДАТА АНАЛІТИКС Україна.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Лавренюк, М. С. "Метод об'єктної фільтрації карт класифікації земного покриву на основі морфологічних ознак." *Індуктивне моделювання складних систем* 9 (2017): 138-148.
2. Лавренюк, М. С. "Метод детектування меж на карті класифікації на основі модифікованого алгоритму Собеля." *Радіоелектронні і комп'ютерні системи* 84.4 (2017): 17-27.
3. Лавренюк, М. С. "Метод об'єктної постобробки карт класифікації з урахуванням специфіки кожного класу." *Авиационно-космическая техника и технология* 145.1 (2018): 80-91.
4. Лавренюк, М. С., Новіков О. М. "Огляд методів машинного навчання для класифікації великих обсягів супутникових даних." *Системні дослідження та інформаційні технології* 1 (2018): 52-71.
5. Скакун, С. В., et al. "Класифікація сільськогосподарських посівів з використанням часових рядів супутникових даних." *Індуктивне моделювання складних систем* 6 (2014): 157-166.
6. Lukin, Vladimir, et al. "Despeckling of Multitemporal Sentinel SAR Images and Its Impact on Agricultural Area Classification." *Recent Advances and Applications in Remote Sensing*. IntechOpen (2018): 21-40.
7. Skakun, Sergii, et al. "Efficiency assessment of multitemporal C-band Radarsat-2 intensity and Landsat-8 surface reflectance satellite imagery for crop classification in Ukraine." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9.8 (2016): 3712-3719.
8. Kussul, N., Lavreniuk M., Skakun S., Shelestov A. "Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 14.5 (2017): 778-782.
9. Shelestov, A., Lavreniuk M., Kussul N., Novikov A., Skakun S. "Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping." *Frontiers in Earth Science* 5.17 (2017): 1-10.

10. Lavreniuk, M. S., et al. "Large-scale classification of land cover using retrospective satellite data." *Cybernetics and Systems Analysis* 52.1 (2016): 127-138.
11. Waldner, François, et al. "Towards a set of agrosystem-specific cropland mapping methods to address the global cropland diversity." *International Journal of Remote Sensing* 37.14 (2016): 3196-3231.
12. Manakos, Ioannis, et al. "Comparison of Global and Continental Land Cover Products for Selected Study Areas in South Central and Eastern European Region." *Remote Sensing* 10.12 (2018): 1-21.
13. Waldner, François, et al. "Roadside collection of training data for cropland mapping is viable when environmental and management gradients are surveyed." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 80 (2019): 82-93.
14. Waldner, François, et al. "Conflation of expert and crowd reference data to validate global binary thematic maps." *Remote sensing of environment* 221 (2019): 235-246.
15. Kussul, N., Lemoine G., Gallego F., Skakun S., Lavreniuk M., Shelestov A. "Parcel-Based Crop Classification in Ukraine Using Landsat-8 Data and Sentinel-1A Data." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9.6 (2016): 2500-2508.
16. Куссуль, Н. М., et al. "Ретроспективна регіональна карта земного покриття для України: методологія побудови та аналіз результатів." *Космічна наука і технологія* 21.3 (2015): 31-39.
17. Kussul, N. N., Lavreniuk N. S., Shelestov A. Y., Yailymov B. Y., Butko I. N. "Land Cover Changes Analysis Based on Deep Machine Learning Technique." *Journal of Automation and Information Sciences* 48.5 (2016): 42-54.
18. Kussul, N., Lavreniuk M., Shelestov A., Skakun S. "Crop inventory at regional scale in Ukraine: developing in season and end of season crop maps with multi-temporal optical and SAR satellite imagery." *European Journal of Remote Sensing* 51.1 (2018): 627-636.
19. Куссуль, Н. М., Шелестов А. Ю., Колотій А. В., Лавренюк М. С., Бутко І. М.

"Супутниковий агромоніторинг в Україні (перспективи участі в європейських програмах)." *Вісник НАН України* 2 (2016): 96-102.

20. Шелестов, А. Ю., Бутко І. М., Лавренюк М. С., Яйлимов Б. Я., Колотій А. В. "Регресійний аналіз показників розвитку рослинництва в регіонах України за статистичними і супутниковими даними." *Індуктивне моделювання складних систем* 7 (2015): 282-290.

21. Kussul, N., Lavreniuk M., Kolotii A., Skakun S., Rakoid O., Shumilo L. "A workflow for Sustainable Development Goals indicators assessment based on high-resolution satellite data." *International Journal of Digital Earth* (2019): 1-13.

22. Lavreniuk, Mykola, et al. "Regional retrospective high resolution land cover for Ukraine: methodology and results." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2015): 3965-3968.

23. Kussul, N., Lemoine G., Gallego F., Skakun S., Lavreniuk M., Shelestov A. "Parcel based classification for agricultural mapping and monitoring using multi-temporal satellite image sequences." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2015): 165-168.

24. Kussul, N., Shelestov A., Lavreniuk M., Butko I., Skakun S. "Deep learning approach for large scale land cover mapping based on remote sensing data fusion." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2016): 198-201.

25. Kussul, N., Lavreniuk M., Shelestov A., Yailymov B. "Along the season crop classification in Ukraine based on time series of optical and SAR images using ensemble of neural network classifiers." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2016): 7145-7148.

26. Lavreniuk, Mykola, et al. "Validation methods for regional retrospective high resolution land cover for Ukraine." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2016): 4502-4505.

27. Shelestov, A., Lavreniuk M., Kussul N., Novikov A., Skakun S. "Large scale crop classification using Google earth engine platform." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2017): 3696-3699.

28. Kussul, Nataliia, et al. "Sentinel-2 for agriculture national demonstration in Ukraine: results and further steps." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2017): 5842-5845.
29. Kussul, N., Lavreniuk M., Skakun S., Shelestov A. "Cropland productivity assessment for Ukraine based on time series of optical satellite images." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2017): 5007-5010.
30. Lavreniuk, Mykola, Nataliia Kussul, and Alexei Novikov. "Deep Learning Crop Classification Approach Based on Sparse Coding of Time Series of Satellite Data." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2018): 4816-4819.
31. Lavreniuk, Mykola, et al. "Object-Based Postprocessing Method for Crop Classification MAPS." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2018): 7058-7061.
32. Lavreniuk, Mykola, Nataliia Kussul, and Alexei Novikov. "Deep Learning Crop Classification Approach Based on Coding Input Satellite Data Into the Unified Hyperspace." *IEEE 38th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)* (2018): 239-244.
33. Kussul, N., Shelestov A., Basarab R., Skakun S., Kussul O., Lavrenyuk M. "Geospatial Intelligence and Data Fusion Techniques for Sustainable Development Problems." *11th International Conference on ICT in Education, Research, and Industrial Applications (ICTERI)* (2015): 196-203.
34. Kussul, Nataliia, et al. "Assessment of Sustainable Development Goals Achieving with Use of NEXUS Approach in the Framework of GEOEssential ERA-PLANET Project." *XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information (ICDSIAI)*. Springer, Cham (2018): 146-155.
35. Lavreniuk, Mykola, et al. "Impact of SAR data filtering on crop classification accuracy." *First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)* (2017): 912-916.
36. Kussul, N., Kolotii A., Adamenko T., Yailymov B., Shelestov A., Lavreniuk M.

- "Ukrainian cropland through decades: 1990–2016." *IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)* (2017): 856-860.
37. Kussul, Nataliia, Shelestov Andrii, Mykola Lavreniuk, Andrii Kolotii and Vladimir Vasiliev. "Transparent Land Governance in Ukraine within World Bank Program." *IEEE Second Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)* (2019): 1077-1080.
38. Lavreniuk, Mykola. "Crop Classification Maps Filtration Based on Deep Learning Methods." *IEEE Second Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)* (2019): 1081-1085.
39. Lavreniuk, Mykola, Shelestov Andrii, Kussul Nataliia. "Crop classification and land use change maps based on time series of Landsat and Sentinel-2 optical data." *2nd EARSeL Special Interest Group on Land Use and Land Cover (SIG LU/LC) and NASA Land-Cover/Land-Use Change (LCLUC)* (2016).
40. Shelestov, Andrii, Kussul Nataliia, Lavreniuk Mykola. "Crop and Biophysical Parameters Mapping based on Sentinel -2 and Landsat Data for JECAM-Ukraine Test Site." *2nd EARSeL Special Interest Group on Land Use and Land Cover (SIG LU/LC) and NASA Land-Cover/Land-Use Change (LCLUC)* (2016).
41. Lavreniuk, Mykola, et al. "Validation of regional retrospective land cover maps." *36th EARSeL Symposium* (2016).
42. Lavreniuk, Mykola, Lemoine Guido, Kussul Nataliia. "Crop classification strategies using hybrid Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat-8 data series in Ukraine." *European Space Agency Living Planet Symposium* (2016).
43. Butko, Igor, Kussul Nataliia, Lavreniuk Mykola. "Satellite based agricultural monitoring on regional and country levels." *European Space Agency Living Planet Symposium* (2016).
44. Lavreniuk, Mykola. "A Deep Convolutional Encoder-Decoder Network for Crop Classification Maps Filtration." *European Space Agency Living Planet Symposium* (2019).
45. Lavreniuk, Mykola. "Convolutional Neural Network for Multi-Source Deep Learning Crop Classification in Ukraine." *AGU Fall Meeting* (2016).

46. Shelestov, Andrii, Lavreniuk Mykola, Kussul Nataliia. "Large scale crop mapping in Ukraine using Google Earth Engine." *AGU Fall Meeting* (2016).
47. Lavreniuk, Mykola. "Postprocessing Methodology for High Resolution Crop Classification Maps." *AGU Fall Meeting* (2018).
48. Shumilo, Leonid, Kussul Nataliia, Lavreniuk Mykola, Shelestov Andrii. "Cloud Implementation of Country Level Crop Classification Based on Time Series of Satellite Data." *AGU Fall Meeting* (2018).
49. Лавренюк, М. С., Шуміло Л. Л. "Розпаралелювання процесу побудови часового ряду супутникових знімків." *Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи) (ComInt)* (2017): 257.
50. Lavreniuk, Mykola, et al. "Automated System for Crop Mapping in Amazon Web Services based on Sentinel Data." *In EGU General Assembly Conference 20* (2018): 16629.
51. Новіков, О. М., Шелестов А. Ю., Лавренюк М. С. "Розробка методів машинного навчання в проєкті Google Earth Engine." *Аерокосмічні спостереження в інтересах сталого розвитку та безпеки (GEO-UA)* (2016): 20-21.
52. Лавренюк, М. С., Новіков О. М. "Технологія глибинного навчання для великих об'ємів даних." *Аерокосмічні спостереження в інтересах сталого розвитку та безпеки (GEO-UA)* (2016): 46-47.
53. Shumilo, Leonid, Kussul Nataliia, Lavreniuk Mykola, Shelestov Andrii. "National Ukrainian cloud-based service for automatic crop classification within GEO-ESSENTIAL project." *Аерокосмічні спостереження в інтересах сталого розвитку та безпеки (GEO-UA)* (2018): 45-46.
54. Kussul, N., Skakun S., Shelestov A., Lavreniuk M., Yailymov B., Kussul O. "Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery." *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 40.7 (2015): 45-52.
55. Лавренюк, М. С. "Метод глибинного навчання для класифікації сільськогосподарських культур." *XIV Всеукраїнська науково-практична*

конференція студентів, аспірантів та молодих вчених (2016): 169-170.

56. Лавренюк, М. С., Шелестов А. Ю., Лавренюк А. М. "Хмарні технології побудови карти продуктивності земель України." *XIV Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених* (2016): 171-172.

57. Лавренюк, М. С. "Алгоритм покращення карти класифікації за допомогою меж полігонів." *Сучасні проблеми математичного моделювання та обчислювальних методів* (2015): 102.

58. Shelestov, Andrii, et al. "Cloud approach to automated crop classification using Sentinel-1 imagery." *Big Data from space (BiDS)* (2017): 122-125.

59. Lavreniuk, Mykola. "Ensemble of Convolutional Neural Networks for Crop Classification of Sentinel-1 SAR data," *In 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)* 1 (2017): 383-386.

60. Lavreniuk, Mykola, Kussul Nataliia, Shelestov Andrii. "Deep learning for crop mapping based on Sentinel missions." *3d consultation meeting of Earth Observation Open Science* (2017).

61. Kussul, Nataliia, Lavreniuk Mykola, Shelestov Andrii, Yailymov Bohdan. "Impact of different satellite data on the crop classification map accuracy in Ukraine." *The 10th International Workshop on "Advances in the Science and Applications of SAR Interferometry and Sentinel-1 InSAR" (Fringe)* (2017): 66.

62. Lavreniuk, Mykola, Kussul Nataliia, Shelestov Andrii, Yailymov Bohdan. "Validation Techniques for Land Cover and Land Use Maps." *WorldCover* (2017): 47.

63. Lavreniuk, Mykola, Kussul Nataliia, Vasiliev Vladimir. "Postprocessing Methodology for Crop Classification Maps." *The ESA Earth Observation Φ-week* (2018).

64. Bishop, C. M. "Pattern Recognition and Machine Learning." New York, NY: *Springer* (2006).

65. LeCun, Yann, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. "Deep

learning." *Nature* 521.7553 (2015): 436-444.

66. Ghamisi, Pedram, et al. "Advanced Spectral Classifiers for Hyperspectral Images: A review." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* 5.1 (2017): 8-32.

67. Fukunaga, Keinosuke. Introduction to statistical pattern recognition. *Academic press* (2013).

68. Maulik, Ujjwal, and Debasis Chakraborty. "Remote Sensing Image Classification: A survey of support-vector-machine-based advanced techniques." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* 5.1 (2017): 33-52.

69. Gislason, Pall Oskar, Jon Atli Benediktsson, and Johannes R. Sveinsson. "Random forests for land cover classification." *Pattern Recognition Letters* 27.4 (2006): 294-300.

70. McCulloch, Warren S., and Walter Pitts. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity." *The bulletin of mathematical biophysics* 5.4 (1943): 115-133.

71. Rumelhart, David E.; Hinton, Geoffrey E.; Williams, Ronald J. "Learning representations by back-propagating errors." *Nature* 323.6088 (1986): 533-538.

72. Amari, Shun-Ichi, and Noboru Murata. "Statistical theory of learning curves under entropic loss criterion." *Neural Computation* 5.1 (1993): 140-153.

73. Schmidhuber, Jürgen. "Deep learning in neural networks: An overview." *Neural networks* 61 (2015): 85-117.

74. Rumelhart, David E.; Hinton, Geoffrey E.; Williams, Ronald J. "Learning internal representations by error propagation." *Parallel distributed processing. MIT Press* 1 (1986): 318-362.

75. Duchi, John, Elad Hazan, and Yoram Singer. "Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization." *Journal of Machine Learning Research* (2011): 2121-2159.

76. Patel, Vivak. "Kalman-Based Stochastic Gradient Method with Stop Condition and Insensitivity to Conditioning." *SIAM Journal on Optimization* 26.4 (2016): 2620-2648.

77. Kingma, Diederik, and Jimmy Ba. "Adam: A method for stochastic

optimization." *arXiv preprint arXiv:1412.6980* (2014).

78. Haykin, Simon S., et al. "Neural networks and learning machines. " *Upper Saddle River, NJ, USA:: Pearson* 3 (2009).

79. Hornik, Kurt, Maxwell Stinchcombe, and Halbert White. "Multilayer feedforward networks are universal approximators." *Neural networks* 2.5 (1989): 359-366.

80. Liu, Peng, et al. "SVM or deep learning? A comparative study on remote sensing image classification." *Soft Computing* (2016): 1-13.

81. Huang, Fu Jie; LeCun, Yann "Large-scale learning with SVM and convolutional nets for generic object categorization." *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 1 (2006): 284-291.

82. Pirotti, F., F. Sunar, and M. Piragnolo. "Benchmark of machine learning methods for classification of a Sentinel-2 image." *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences* 41 (2016): 335-340.

83. Breiman, Leo. "Random forests." *Machine learning* 45.1 (2001): 5-32.

84. Ivakhnenko, Alexey Grigorevich. "The group method of data handling-a rival of the method of stochastic approximation." *Soviet Automatic Control* 13.3 (1968): 43-55.

85. Ivakhnenko, Alexey Grigorevich. "Polynomial theory of complex systems." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 1.4 (1971): 364-378.

86. Fukushima, Kunihiro. "Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position". *Biol. Cybern.* 36 (1980): 193–202.

87. LeCun, Yann, et al. "Backpropagation applied to handwritten zip code recognition." *Neural computation* 1.4 (1989): 541-551.

88. Hinton, Geoffrey E., Simon Osindero, and Yee-Whye Teh. "A fast learning algorithm for deep belief nets." *Neural computation* 18.7 (2006): 1527-1554.

89. Connor, Jerome T., R. Douglas Martin, and Les E. Atlas. "Recurrent neural networks and robust time series prediction." *IEEE Transactions on neural networks* 5.2 (1994): 240-254.

90. Hochreiter, Sepp. Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen. Diss. diploma thesis, institut für informatik, lehrstuhl prof. brauer, technische universität münchen (1991).
91. Hochreiter, Sepp, and Jürgen Schmidhuber. "Long short-term memory." *Neural computation* 9.8 (1997): 1735-1780.
92. Ding, Jun, et al. "Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 13.3 (2016): 364-368.
93. Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks." *Advances in neural information processing systems* 25 (2012): 1097-1105.
94. Ngiam, Jiquan, et al. "Multimodal deep learning." *Proceedings of the 28th international conference on machine learning (ICML-11)* (2011).
95. Chen, Xueyun, et al. "Vehicle detection in satellite images by hybrid deep convolutional neural networks." *IEEE Geoscience and remote sensing letters* 11.10 (2014): 1797-1801.
96. Hinton, Geoffrey, et al. "Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups." *IEEE Signal Processing Magazine* 29.6 (2012): 82-97.
97. Helmstaedter, Moritz, et al. "Connectomic reconstruction of the inner plexiform layer in the mouse retina." *Nature* 500.7461 (2013): 168-174.
98. Sutskever, Ilya, Oriol Vinyals, and Quoc V. Le. "Sequence to sequence learning with neural networks." *Advances in neural information processing systems* 27 (2014): 3104-3112.
99. Reichstein, Markus, et al. "Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science." *Nature* 566.7743 (2019): 195-204.
100. Längkvist, Martin, Kiselev Andrey, Alirezaie Marjan, Loutfi Amy, "Classification and segmentation of satellite orthoimagery using convolutional neural networks." *Remote Sensing* 8.4 (2016): 329.
101. Dauphin, Yann N., et al. "Identifying and attacking the saddle point problem in

- high-dimensional non-convex optimization." *Advances in neural information processing systems* (2014): 2933–2941.
102. Choromanska, Anna, et al. "The Loss Surfaces of Multilayer Networks." *Artificial intelligence and statistics* (2015): 192-204.
 103. Khatami, Reza, Giorgos Mountrakis, and Stephen V. Stehman. "A meta-analysis of remote sensing research on supervised pixel-based land-cover image classification processes: General guidelines for practitioners and future research." *Remote Sensing of Environment* 177 (2016): 89-100.
 104. Abdiansah, Abdiansah and Retantyo, Wardoyo. "Time Complexity Analysis of Support Vector Machines (SVM) in LibSVM." *International Journal of Computer Applications* 128.3 (2015): 28-34.
 105. Chapelle, Olivier. "Training a Support Vector Machine in the Primal." *Neural Computation* 19.5 (2007): 1155-1178.
 106. Sun, Xu, et al. "meProp: Sparsified Back Propagation for Accelerated Deep Learning with Reduced Overfitting." *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning* 70 (2017): 3299-3308.
 107. Gallagher, Marcus Reginald "Multi-layer perceptron error surfaces: visualization, structure and modelling." *Doctoral dissertation* (2000).
 108. Bellman, Richard, and Robert E. Kalaba "Dynamic programming and modern control theory." *New York: Academic Press* 81 (1965).
 109. Lary, David J., et al. "Machine learning in geosciences and remote sensing." *Geoscience Frontiers* 7.1 (2016): 3-10.
 110. Deng, Li, and Dong Yu. "Deep learning: methods and applications." *Foundations and Trends® in Signal Processing* 7.3–4 (2014): 197-387.
 111. Drusch, M., et al. "Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services." *Remote Sensing of Environment* 120 (2012): 25-36.
 112. Torres, Ramon, et al. "GMES Sentinel-1 mission." *Remote Sensing of Environment* 120 (2012): 9-24.
 113. Roy, David P., et al. "Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research." *Remote Sensing of Environment* 145 (2014): 154-172.

114. Zhang, Jixian. "Multi-source remote sensing data fusion: status and trends." *International Journal of Image and Data Fusion* 1.1 (2010): 5-24.
115. Dalla Mura, Mauro, et al. "Challenges and opportunities of multimodality and data fusion in remote sensing." *Proceedings of the IEEE* 103.9 (2015): 1585-1601.
116. Gómez-Chova, Luis, et al. "Multimodal classification of remote sensing images: A review and future directions." *Proceedings of the IEEE* 103.9 (2015): 1560-1584.
117. Kuwata, Kentaro, and Ryosuke Shibasaki. "Estimating crop yields with deep learning and remotely sensed data." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2015): 858-861.
118. McNairn, Heather, et al. "Early season monitoring of corn and soybeans with TerraSAR-X and RADARSAT-2." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 28 (2014): 252-259.
119. Han, Min, Xinrong Zhu, and Wei Yao. "Remote sensing image classification based on neural network ensemble algorithm." *Neurocomputing* 78.1 (2012): 133-138.
120. Huang, Xin, and Liangpei Zhang. "An SVM ensemble approach combining spectral, structural, and semantic features for the classification of high-resolution remotely sensed imagery." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 51.1 (2013): 257-272.
121. Chen, Yushi, et al. "Deep learning-based classification of hyperspectral data." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7.6 (2014): 2094-2107.
122. Zhao, Wenzhi, and Shihong Du. "Learning multiscale and deep representations for classifying remotely sensed imagery." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 113 (2016): 155-165.
123. Zhang, Fan, Bo Du, and Liangpei Zhang. "Saliency-guided unsupervised feature learning for scene classification." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53.4 (2015): 2175-2184.
124. Zhang, Fan, Bo Du, and Liangpei Zhang. "Scene classification via a gradient boosting random convolutional network framework." *IEEE Transactions on*

Geoscience and Remote Sensing 54.3 (2016): 1793-1802.

125. Peña-Barragán, José M., et al. "Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology." *Remote Sensing of Environment* 115.6 (2011): 1301-1316.

126. Mnih, Volodymyr, and Geoffrey Hinton. "Learning to detect roads in high-resolution aerial images." *European Conference on Computer Vision* (2010): 210-223.

127. Mnih, Volodymyr, and Geoffrey E. Hinton. "Learning to label aerial images from noisy data." *Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning* (2012).

128. Geng, Jie, et al. "High-resolution SAR image classification via deep convolutional autoencoders." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 12.11 (2015): 2351-2355.

129. Chen, Yushi, Xing Zhao, and Xiuping Jia. "Spectral-spatial classification of hyperspectral data based on deep belief network." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 8.6 (2015): 2381-2392.

130. Liang, Heming, and Qi Li. "Hyperspectral imagery classification using sparse representations of convolutional neural network features." *Remote Sensing* 8.2 (2016): 99.

131. Lyu, Haobo, Hui Lu, and Lichao Mou. "Learning a Transferable Change Rule from a Recurrent Neural Network for Land Cover Change Detection." *Remote Sensing* 8.6 (2016): 506.

132. Ishii, Tomohiro, et al. "Surface object recognition with CNN and SVM in Landsat 8 images." *14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA)*, (2015): 341-344.

133. Sasaki, Yutaka. "The truth of the F-measure." *Teach Tutor mater* 1.5 (2007): 1-5.

134. Wardlow, Brian D., Stephen L. Egbert, and Jude H. Kastens. "Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the US Central Great Plains." *Remote Sensing of Environment* 108.3 (2007): 290-310.

135. Doraiswamy, Paul C., Alan J. Stern, and Bakhyt Akhmedov. "Crop classification in the US Corn Belt using MODIS imagery." *Geoscience and Remote Sensing Symposium* (2007): 809-812.
136. Waldner, François, Guadalupe Sepulcre Canto, and Pierre Defourny. "Automated annual cropland mapping using knowledge-based temporal features." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 110 (2015): 1-13.
137. Matton, Nicolas, et al. "An automated method for annual cropland mapping along the season for various globally-distributed agrosystems using high spatial and temporal resolution time series." *Remote Sensing* 7.10 (2015): 13208-13232.
138. Huang, Xin, et al. "New postprocessing methods for remote sensing image classification: A systematic study." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52.11 (2014): 7140-7159.
139. Townsend, F. E. "The enhancement of computer classifications by logical smoothing." *Photogrammetric Engineering and Remote Sens.* 52.2 (1986): 213-221.
140. Kim, Kwang E. "Adaptive majority filtering for contextual classification of remote sensing data." *International Journal of Remote Sens.* 17.5 (1996): 1083-1087.
141. Löw, Fabian, Christopher Conrad, and Ulrich Michel. "Decision fusion and non-parametric classifiers for land use mapping using multi-temporal RapidEye data." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 108 (2015): 191-204.
142. Haralick, Robert M., Stanley R. Sternberg, and Xinhua Zhuang. "Image analysis using mathematical morphology." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 4 (1987): 532-550.
143. Kupidura, Przemysław, and Magdalena Jakubiak. "The morphological filtering of the remote sensing images for the noise reduction comparing to traditional filters." *Roczniki Geomatyki* 7.2 (2009): 63-68.
144. Heijmans, Henk JAM, and Christian Ronse. "The algebraic basis of mathematical morphology I. Dilations and erosions." *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 50.3 (1990): 245-295.
145. Jensen, John R., Fang Qiu, and Keith Patterson. "A neural network image interpretation system to extract rural and urban land use and land cover information

- from remote sensor data." *Geocarto International* 16.1 (2001): 21-30.
146. Qian, Yu, Kang Zhang, and Fang Qiu. "Spatial contextual noise removal for post classification smoothing of remotely sensed images." *Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing* (2005): 524-528.
 147. Olofsson, Pontus, et al. "Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation." *Remote Sensing of Environment* 129 (2013): 122-131.
 148. Congalton, Russell G. "A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data." *Remote sensing of environment* 37.1 (1991): 35-46.
 149. Card, Donh "Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 48.3 (1982): 431-439.
 150. Congalton, R. G. "The use of discrete multivariate analysis for the assessment of Landsat classification accuracy." *Mater thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, VA* (1981).
 151. Cohen, Jacob. "A coefficient of agreement for nominal scales." *Educational and psychological measurement* 20.1 (1960): 37-46.
 152. Foody, Giles M. "Classification accuracy comparison: hypothesis tests and the use of confidence intervals in evaluations of difference, equivalence and non-inferiority." *Remote Sensing of Environment* 113.8 (2009): 1658-1663.
 153. Foody, Giles M. "Thematic map comparison." *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 70.5 (2004): 627-633.
 154. Yang, Chaowei, et al. "Utilizing cloud computing to address big geospatial data challenges." *Computers, Environment and Urban Systems* 61 (2017): 120-128.
 155. Hansen, Matthew C., et al. "High-resolution global maps of 21st-century forest cover change." *Science* 342.6160 (2013): 850-853.
 156. Xiong, Jun, et al. "Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 126 (2017): 225-244.
 157. Midekisa, Alemayehu, et al. "Mapping land cover change over continental

- Africa using Landsat and Google Earth Engine cloud computing." *PloS one* 12.9 (2017): 1-15.
158. Azzari, G., and D. B. Lobell. "Landsat-based classification in the cloud: An opportunity for a paradigm shift in land cover monitoring." *Remote Sensing of Environment* 202 (2017): 64-74.
159. Chen, Bangqian, et al. "A mangrove forest map of China in 2015: Analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 131 (2017): 104-120.
160. Unnikrishnan, Anju, V. Sowmya, and K. P. Soman. "Deep learning architectures for land cover classification using red and near-infrared satellite images." *Multimedia Tools and Applications* (2019): 1-16.
161. Rußwurm, Marc, and M. Körner. "Multi-temporal land cover classification with long short-term memory neural networks." *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 42 (2017): 551.
162. Hu, Wei, et al. "Deep convolutional neural networks for hyperspectral image classification." *Journal of Sensors* (2015): 1-12.
163. Mahdianpari, Masoud, et al. "Very deep convolutional neural networks for complex land cover mapping using multispectral remote sensing imagery." *Remote Sensing* 10.7 (2018): 1119.
164. Makantasis, Konstantinos, et al. "Deep supervised learning for hyperspectral data classification through convolutional neural networks." *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2015): 4959-4962.
165. Zhang, Ce, et al. "A hybrid MLP-CNN classifier for very fine resolution remotely sensed image classification." *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 140 (2018): 133-144.
166. Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. "Deep learning." *MIT press* (2016).
167. Baldi, Pierre, and Peter Sadowski. "The dropout learning algorithm." *Artificial intelligence* 210 (2014): 78-122.

168. Maji, Subhransu, Alexander C. Berg, and Jitendra Malik. "Classification using intersection kernel support vector machines is efficient." *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2008): 1-8.
169. Littlestone, Nick. "Learning quickly when irrelevant attributes abound: A new linear-threshold algorithm." *Machine learning* 2.4 (1988): 285-318.
170. Shalev-Shwartz, Shai, et al. "Pegasos: Primal estimated sub-gradient solver for svm." *Mathematical programming* 127.1 (2011): 3-30.
171. Heaton, Jeff. "Introduction to neural networks with Java." *Heaton Research, Inc.* (2008).
172. LUCAS, "Land use and cover area frame survey." (2009).
http://ec.europa.eu/eurostat/documents/205002/208938/LUCAS2009_C1-Instructions_Revised20130925.pdf/.
173. Global Land Cover 30 <http://www.globallandcover.com/>
174. CORINE Land Cover <https://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover>
175. Peli, Tamar, and David Malah. "A study of edge detection algorithms." *Computer graphics and image processing* 20.1 (1982): 1-21.
176. Kanopoulos, Nick, Nagesh Vasanthavada, and Robert L. Baker. "Design of an image edge detection filter using the Sobel operator." *IEEE Journal of solid-state circuits* 23.2 (1988): 358-367.
177. Canny, John. "A computational approach to edge detection." *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 6 (1986): 679-698.
178. Wu, Kesheng, Ekow Otoo, and Arie Shoshani. "Optimizing connected component labeling algorithms." *Medical Imaging* 5747 (2005): 1965-1976.
179. Chrystal, George. "On the problem to construct the minimum circle enclosing n given points in the plane." *Proceedings of the Edinburgh Mathematical Society* (1885): 30-33.
180. Rocha, Lourena, Luiz Velho, and Paulo Cezar Pinto Carvalho. "Image moments-based structuring and tracking of objects." *XV Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing* (2002): 99-105.
181. Stojmenovic, Milos, and Amiya Nayak. "Direct ellipse fitting and measuring

- based on shape boundaries." *Advances in Image and Video Technology* (2007): 221-235.
182. Vermeer, Martin. "Statistical uncertainty and error propagation." (2014). <https://users.aalto.fi/~mvermeer/uncertainty.pdf>
183. Ramer, Urs. "An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves." *Computer graphics and image processing* 1.3 (1972): 244-256.
184. Douglas, David H., and Thomas K. Peucker. "Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature." *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization* 10.2 (1973): 112-122.
185. Beucher, Serge, and Christian Lantuéjoul. "Use of watersheds in contour detection." *International Workshop on Image Processing: Real-time Edge and Motion Detection/Estimation* (1979).
186. Long, Jonathan, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell. "Fully convolutional networks for semantic segmentation." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (2015): 3431-3440.
187. Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*. Springer, Cham, (2015): 234-241.
188. Bontemps, Sophie, et al. "Building a data set over 12 globally distributed sites to support the development of agriculture monitoring applications with Sentinel-2." *Remote Sensing* 7.12 (2015): 16062-16090.
189. Inglada, Jordi, et al. "Assessment of an operational system for crop type map production using high temporal and spatial resolution satellite optical imagery." *Remote Sensing* 7.9 (2015): 12356-12379.
190. Згуровський, М. З., et al. "Аналіз сталого розвитку—глобальний і регіональний контексти. У 2 ч. Ч. 2. Україна в індикаторах сталого розвитку. Аналіз." *Міжнар. рада з науки (ICSU).—К.: НТУУ «КПІ», 2009.—200 с* (2009).

ДОДАТКИ

Національна академія наук України
Державне космічне агентство України
ІНСТИТУТ КОСМІЧНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ
03680 МСП Київ 187, Україна,
проспект Академіка Глушкова 40, корп. 4/1
Тел./факс: +38044 5264124
E-mail: ikd@ikd.kiev.ua, www.ikd.kiev.ua



National Academy of Sciences of Ukraine
State Space Agency of Ukraine
SPACE RESEARCH INSTITUTE
prospekt Akademika Glushkova 40, build. 4/1
03680 MSP Kyiv 187, Ukraine
Tel./fax: +38044 5264124
E-mail: ikd@ikd.kiev.ua, www.ikd.kiev.ua

ДОВІДКА

про використання результатів дисертаційної роботи
Лавренюка Миколи Сергійовича
**«Моделі та методи глибинного навчання для задач
геопросторового аналізу»,**
поданої на здобуття наукового ступеня доктора філософії
за спеціальністю 113 «Прикладна математика»

Методи глибинного навчання, що розроблені в межах дисертаційного дослідження Лавренюка М.С., були використані для побудови карт класифікацій типів сільськогосподарських культур в межах наукового проекту НАН України та Українського науково-технічного центру «Інтелектуальні технології супутникового контролю стану довкілля на основі глибинного навчання та хмарних обчислень (InTeLLeCT)», міжнародного проекту Європейського космічного агентства «Демонстрація можливостей Sentinel-2 для потреб сільського господарства» та Гранту НАН України на реалізацію проектів науково-дослідних робіт молодих учених НАН України «Інформаційні супутникові технології оцінки продуктивності землі як індикатора досягнення сталого розвитку». Це дозволило отримати карти класифікації на 5.9% точніше, ніж карти отримані традиційним методом Random Forest.

Також розроблені методи були використані для побудови карт класифікації типів земного покриву в межах спільного проекту з центром дистанційного зондування земної поверхні Університету Бонна «Інформаційні продукти спостереження Землі для зниження ризиків посухи на національному рівні (Evidenz)» та Міжнародного проекту Європейського Союзу Горизонт 2020 «Європейська мережа для спостереження змін на Землі (ERA-PLANET)». Що дозволило отримати карти типів земного покриву для всієї території України високого розрізнення, які в подальшому використовувались для вирішення прикладних задач в межах даних проектів.

Директор ІКД НАН України та ДКА
України, член-кор. НАН України



Федоров О.П.

ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ
"ЕОС ДАТА АНАЛІТИКС УКРАЇНА"
69095, Україна, м. Запоріжжя, пр. Соборний, буд № 144

м. Запоріжжя

№

**АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ
результатів дисертаційної роботи
Лавренюка Миколи Сергійовича**

«Моделі та методи глибинного навчання для задач геопросторового аналізу»,

Протягом 2018 року ТОВ «ЕОС ДАТА АНАЛІТИКС УКРАЇНА» виконувала контракт №7188732 в межах програми Світового банку за фінансової підтримки ЄС №TF072938 «Підтримка прозорого управління земельними ресурсами в Україні». При виконанні контракту для побудови карт класифікацій типів земного покриття та типів сільськогосподарських посівів були використані різні підходи в тому числі результати дисертаційного дослідження аспіранта Національного технічного університету України «Київського політехнічного інституту імені Ігоря Сікорського» Лавренюка М.С. А саме, моделі та методи глибинного навчання для задач геопросторового аналізу, які мали реалізацію для використання у хмарній платформі Amazon. Використання вказаних наукових результатів дозволило автоматично отримати карти класифікації для досліджуваних територій Київської, Миколаївської та Львівської областей з загальною точністю приблизно на 2% вище, ніж карти класифікації отримані за допомогою традиційних методів машинного навчання. Також розроблені методи глибинного навчання були застосовані в пілотному проєкті для території Англії.

Директор



Пархоменко О.В.